

ROBOTIKA IN UMETNA INTELIGENCA

CIP - Kataložni zapis o publikaciji
Narodna in univerzitetna knjižnica, Ljubljana

004.896

ROBOTIKA in umetna inteligenca / urednika Tadej Bajd in Ivan Bratko. -
Ljubljana : Slovenska matica, 2014

ISBN 978-961-213-243-9

1. Bajd, Tadej
276154624

ROBOTIKA IN UMETNA INTELIGENCA

Uredila Tadej Bajd in Ivan Bratko



SLOVENSKA MATICA

2014

Kazalo

Predgovor	9
<i>Znanstveno srečanje Gibanje pri človeku in stroju, Portorož 1982</i>	
1 O roboetiki – robotski etiki	17
<i>Jože Trontelj</i>	
1.1 Literatura	21
2 Robotika v Sloveniji	23
<i>Tadej Bajd in Matjaž Mihelj</i>	
2.1 Robotski manipulatorji	25
2.2 Robotska vozila	33
2.3 Sistemi človek-robot	36
2.4 Biološko zasnovani roboti	38
2.5 Zaključek	42
2.6 Nadaljnje branje	43
3 Od kinematike robotov do dinamike in nazaj	45
<i>Jadran Lenarčič</i>	
3.1 Kaj obsega robotska kinematika	47
3.2 Nekateri novejši smeri raziskav v robotski kinematiki	62
3.3 O robotski dinamiki	76
3.4 Simpoziji Advances in Robot Kinematics in ponovni pohod robotske kinematike	80

3.5	Zaključek	84
3.6	Literatura	84
4	Robot se prilagaja človeku	89
	<i>Marko Munih</i>	
4.1	Haptičnost	90
4.2	Navidezna resničnost v rehabilitaciji	92
4.3	Pasivno razgibavanje v rehabilitaciji	93
4.4	Začetki robotike v rehabilitaciji	95
4.5	Rehabilitacijski roboti za zgornje ekstremitete . .	97
4.6	Robotski sistem GENTLE/S	97
4.7	Psihofiziologija v projektu MIMICS	98
4.8	Multimodalno okolje v projektu MIMICS	114
4.9	Oblike pomoči v rehabilitacijskem scenariju . . .	117
4.10	Lokomat, robot za spodnje ekstremitete	121
4.11	Zaključek	122
4.12	Literatura	122
5	Učenje motoričnih spretnosti v robotiki	129
	<i>Aleš Ude</i>	
5.1	Predstavitev robotskih gibanj	132
5.2	Učenje s posnemanjem	136
5.3	Spodbujevano učenje v robotiki	142
5.4	Integracija statističnega posploševanja s spodbu- jevanim učenjem	146
5.5	Zaključek	152
5.6	Literatura	153
6	Robotsko odkrivanje abstraktnih pojmov	159
	<i>Ivan Bratko</i>	
6.1	Vloga učenja modelov v programiranju robotov .	164
6.2	Induktivno logično programiranje	166
6.3	Odkrivanje novih abstraktnih pojmov kot novih predikatov v ILP	171
6.4	Eksperimentalni rezultati	176

6.5	Zaključki	183
6.6	Literatura	184
7	Novomedijski umetniški projekti kot most med realnim in virtualnim svetom	187
	<i>Franc Solina in Srečo Dragan</i>	
7.1	Slovenska virtualna galerija	193
7.2	Živa video slika preko interneta	197
7.3	Novomedijske instalacije Sreča Dragana	205
7.4	Novomedijske instalacije Laboratorija za raču- nalniški vid	212
7.5	ArtNetLab, novomedijska produkcijska skupina .	219
7.6	Zaključek	221
7.7	Literatura	223

Predgovor

*Znanstveno srečanje Gibanje pri človeku in stroju,
Portorož 1982*

Pomembno spodbudo razvoju slovenske robotike je pomenilo srečanje *Gibanje pri človeku in stroju*, ki ga je pred 30 leti v okviru Slovenske akademije znanosti in umetnosti organiziral akademik Lojze Vodovnik. Posvet, ki so se ga med 24. in 28. majem 1982 v Portorožu udeležili najuglednejši ameriški robotiki, je pomenil vrhunsko srečanje v svetu.

Gibanje je ena najzanimivejših značilnosti življenja pri človeku ali živali. Zato ni nič čudnega, da je študij gibanja privlačeval znanstvenike vseh dob. Posebna pozornost je seveda veljala gibanju človeka, saj ga odlikuje neizčrpno bogastvo funkcij, dinamike in lepote. Funkcionalnost človekovih gibov je še posebej zanimala inženirje, ki so se namenili konstruirati proteze za amputirance ter robotske mehanizme. Prenekateri značilnosti so skupne človeškim gibom, protezam in robotom, še več pa jih je, ki jih ločujejo. Zato se je sestanek osredotočil na analizo in primerjavo teh značilnosti, na pregled sodobnih raziskav ter iskanje novih razvojnih poti. Nakazal je tudi, do kam sega skupni jezik robotikov, biokibernetikov, ekspertov s področja umetne inteligence in zdravnikov. Vprašanju, ali in koliko se lahko strokovnjaki tako različnih usmeritev naučijo drug od drugega, je veljala osrednja pozornost sestanka.

Posebej pomembno je bilo predavanje enega izmed najbolj uglednih robotikov Richarda Paula. Predstavil nam je problem pretvarjanja spremenljivk sklepov robota v kartezijske koordinate vrha robota. Snov, ki danes predstavlja osnovo poučevanja

robotike, je bila tedaj za nas nova. Govoril je tudi o singularnostih inverznih robotskih modelov in o visokih programskih jezikih, ki omogočajo enostavnejše programiranje robota. Richard Paul je leta 1981 z izdajo svojega odličnega učbenika *Robot Manipulators: Mathematics, Programming, and Control* vplival na zasnovo poučevanja robotike, ki ima na ljubljanski univerzi zavidljivo zgodovino. Danes se Slovenci lahko pohvalimo z vrsto robotskih učbenikov v slovenščini in angleščini, ki so izšli pri Založbi Fakultete za elektrotehniko in Fakultete za računalništvo in informatiko Univerze v Ljubljani ter pri ugledni mednarodni založbi Springer.

Imenitno je bilo predavanje enako uglednega ameriškega robotika Bernarda Rotha. Govoril je o kinematičnih problemih robotskih prstov, rok in nog. Njegovo raziskovalno delo je vodilo do tako imenovane stanfordske roke s tremi prsti, ki je tedaj predstavljala najbolj popolno robotsko prijemalo. Del svojega predavanja je namenil določanju delovnih prostorov robotov, ki igrajo pomembno vlogo pri zasnovi robotskega mehanizma. Slavni avtor knjige *Theoretical Kinematics* se je kasneje še večkrat vrnil v Slovenijo. Razlog za te obiske Slovenije je bilo prijateljstvo z Jadranom Lenarčičem, ki je pobudnik in voditelj serije simpozijev *ARK – Advances in Robot Kinematics*, ki so osrednji znanstveni dogodek s tega področja v svetu. Simpoziji potekajo vsaki dve leti v različnih evropskih mestih. Prvi je bil v Ljubljani leta 1988. Mnoga nova znanstvena odkritja iz robotske kinematike so bila prvič predstavljena na teh simpozijih. Vsak simpozij pa spremlja tudi izdaja najsodobnejše monografije s področja robotske kinematike.

Na tem zgodovinskem srečanju sva kot mlada znanstvenika sodelovala tudi urednika pričujoče knjige *Robotika in umetna inteligenca*. Ivan Bratko je govoril o reševanju problemov umetne inteligence na primerih šaha in iskanja prostih poti v robotski manipulaciji, Tadej Bajd pa o pomenu dinamičnih modelov mišic pri vodenju ohromelih okončin.



Slika 1: Udeleženci posveta *Gibanje pri človeku in stroju* v Portorožu leta 1982 (sedijo z leve proti desni: 3. Miomir Vukobratović, 6. Robert McGhee, 7. Janez Milčinski, tedanji predsednik SAZU, 8. Lojze Vodovnik, 10. Janez Peklenik, 11. Dejan Popović, 12. David Orin, sedanji predsednik mednarodne zveze IEEE Robotics and Automation; stojijo z leve proti desni: 4. Ivan Bratko, 5. Ludvik Gyergyek, 7. Stephen Jacobson, 8. Richard Paul, 10. Bernard Roth, 12. Uroš Stanič, 17. Tadej Bajd)

Namen knjige

Pričujoča knjiga izvira iz posveta o robotiki, ki ga je 27. novembra 2012 pripravila Slovenska akademija znanosti in umetnosti. Posvet je bil mišljen kot hommage srečanju „Gibanje pri človeku in stroju“ pred 30 leti. S posvetom pa se je Akademija pridružila več kot tristopedesetim dogodkom, ki so se v evropskem tednu robotike od 26. novembra do 2. decembra 2012 zvrstili v devetnajstih evropskih državah. Cilji evropske koordinacije so premostiti prepad med raziskovalnim okoljem in industrijo, promovirati evropsko robotiko, pripeljati razvojne in raziskovalne dosežke na področju robotike v prakso ter preko

strateških mrež okrepiti evropsko robotiko. Poseben cilj evropskega tedna robotike pa je vzbuditi pri mladih zanimanje za študij tehnike, naravoslovja in matematike.

Pisci posameznih poglavij knjige *Robotika in umetna inteligenca* so raziskovalci z Univerze v Ljubljani in Inštituta „Jožef Stefan“. Knjiga lepo ustreza sodobni definiciji robotike, to je „inteligentni povezavi med zaznavanjem in gibanjem“.

Namen pričujoče knjige je predstaviti slovenski javnosti dosežke slovenskih raziskav s področja robotike in umetne inteligence. Za te raziskave je predvsem značilna močna vpetost v mednarodni prostor. Knjiga lahko služi tudi kot dodatni učbenik pri univerzitetnem študiju robotike in umetne inteligence. Sicer zahtevni problemi sodobne robotike in umetne inteligence so predstavljeni na dovolj enostaven način, tako da knjiga lahko pomeni zanimivo branje za srednješolce in jih morda navduši za študij tehnike ali naravoslovja.

Vsebina knjige

V prvem poglavju se srečamo z besedo, ki si še ni utrla poti v slovarje, se pa zaradi pomembnosti na raznih področjih robotike vse več uporablja. Jože Trontelj razpravlja o roboetiki. Človek je z raziskavami umetne inteligence odprl novo vprašanje: ali lahko ustvari stroje, ki bodo ne samo inteligentno mislili in ravnali po vnaprej določenih logičnih pravilih, ampak bodo zaživel v nekem smislu samostojno, od svojih ustvarjalcev neodvisno duševno življenje. To bo življenje, v katerem bo vedenje po zaukazanih, od načrtovalcev vgrajenih algoritmičnih zamenjal neodvisen, svoboden razmislek, pri katerem bodo sodelovala tudi simulirana čustva in samostojna spoznanja o morali in etiki. Mnogi menijo, da bo to mogoče, ko bomo znali dovolj zvesto posneti zgradbo in delovanje človeških možganov. Tedaj bomo imeli na Zemlji novo vrsto inteligentnih bitij s posebnimi sposobnostmi, katerim bodo njihovi stvaritelji vgradili samo temeljno logiko, na tej pa bodo roboti sami z učenjem in

izkušnjami ustvarjali znanja in svoje lastno duševno in duhovno življenje. Tedaj bo treba na novo premisliti tudi medsebojne odnose – ne le robotov do ljudi, ampak tudi nasprotno. Prvo pravilo roboetike bo moralo veljati ustvarjalcem robotov: etika, ki jo bodo vdihnili robotom, ne sme prihajati v navzkrižje s človeško etiko. Drugo pravilo pa bo, če bo kdaj sprejeto, veljalo vsem ljudem: da bomo tem novim „bitjem“ priznali pravice, ki bodo sorazmerne njihovemu moralnemu statusu, njihovi inherentni vrednosti: pravico do dostojanstva in do varstva obstoja. Razbiti misleči, čustvujoči, moralno čuteči stroj bo dejanje v nasprotju z etiko, ki utegne imeti škodljiv povraten učinek na spoštovanje etičnih vrednot, tudi tistih, ki varujejo naše dogovore o človekovih pravicah.

Tadej Bajd in Matjaž Mihelj v drugem poglavju sodobno robotiko opišeta kot inteligentno gibanje robotskih mehanizmov, ki jih razdelita v: robotske manipulatorje, robotska vozila, sisteme človek-robot in biološko zasnovane robote. V današnjem času so najbolj koristni industrijski robotski manipulatorji, ki nadomestijo človeka pri težkih, monotonih opravilih, ki pogosto potekajo v za človeka neprimernem in nezdravem okolju. Avtonomna robotska vozila srečujemo na kopnem, v vodi in zraku. Med sisteme človek-robot štejemo haptične robote, telemanipulatorje in eksoskelete. Biološko zasnovane robote pa razdelimo v humanoide ter robote, ki posnemajo živali. Poseben poudarek je dan uvajanju in uporabi robotov v slovenskem industrijskem okolju. Opisane so tudi robotske raziskave in razvoj robotov na slovenskih univerzah in inštitutih.

Jadran Lenarčič se v tretjem poglavju sprehodi od kinematike robotov do dinamike in nazaj. Med temeljnimi raziskovalnimi področji robotike v začetku osemdesetih let so bile raziskave robotske kinematike. Poudarek je bil na razvoju metod matematične obravnave direktne in inverzne kinematike ter na simulacijskih in grafičnih programih, s katerimi je bilo mogoče voditi robota v realnem času ali pa predstaviti njegovo giba-

nje z grafično animacijo. Raziskave, ki so sledile, so se logično usmerjale vse bolj k dinamiki, saj je bilo tako pri vodenju kot pri načrtovanju novih robotov potrebno poznati prav dinamične lastnosti mehanizmov. V drugi polovici osemdesetih let je veljalo, da je področje robotske kinematike „izpeto“ in da je vsa pozornost potrebno usmerjati v metode preračunavanja dinamike v realnem času. Z organizacijo prvega simpozija *Advances in Robot Kinematics* v Ljubljani leta 1988, ki so se ga udeležili najuglednejši svetovni strokovnjaki, pa so raziskave na področju robotske kinematike dobile neslutene razsežnosti. Odpirati so se začeli povsem novi problemi predvsem pri načrtovanju kompleksnih paralelnih robotskih mehanizmov. Prav na osnovi teh odkritij so paralelni roboti začeli vstopati v industrijsko prakso, nova spoznanja pa so odprla pot tudi razvoju matematičnih modelov živih organizmov, ki so revolucionarno vplivali na razvoj sodobne humanoidne robotike.

Robota, ki se prilagaja človeku, opisuje Marko Munih. Posebno pozornost namenja rehabilitacijskemu robotu. Rehabilitacijski robotski sistemi vključujejo navidezno resničnost ter na ta način povečujejo motivacijo uporabnikov. Da bi ustrezno združili vse možne vplive na človeka (sliko, zvok, haptični dotik z okoljem) ter pravilno vplivali na stanje občutka prisotnosti, je potreben psihofiziološki senzorni sistem za vsaj posredno meritev prisotnosti človeka v robotskem navideznem okolju. Preko sprotnega spremljanja psihofizioloških parametrov, povezanih z občutkom prisotnosti, prebujenosti oziroma aktivnosti in tudi stresa ter vpletenosti je mogoče dobro sklepati na trenutno aktivnost in počutje osebe. Na osnovi teh informacij se spreminjajo haptični, vizualni in zvočni dogodki v navideznem prostoru (robotske) naloge, ki je lahko zahtevna ali poenostavljena. Z merjenjem psihofizioloških signalov se človek znajde v povratni zanki, robotski sistem se prilagaja njegovim odzivom, robot v povezavi z navidezno resničnostjo pa hkrati direktno vpliva na človeka.

Aleš Ude v svojem prispevku obravnava učenje motoričnih spretnosti v robotiki. Inteligentno delovanje robotskih sistemov je rezultat razvojnega procesa, v katerem roboti kontinuirano izboljšujejo svoja znanja in pridobivajo nove sposobnosti. Razumevanje mehanizmov, ki prispevajo k učenju motoričnih spretnosti, spada med največje izzive sodobne robotike. V poglavju je predstavljen splošen pristop k učenju motoričnih spretnosti. Temelj opisanega pristopa je zapis elementarnih robotskih gibanj z nelinearnimi dinamičnimi sistemi, ki omogočajo implementacijo refleksnih gibov v nepričakovanih situacijah in hitro učenje. Predstavljeno je učenje novih elementarnih robotskih gibanj s pomočjo posnemanja, statistične metode za posploševanje elementarnih gibov na nove situacije in metode za pridobivanje novih motoričnih spretnosti s spodbujevanim učenjem. Uporabnost predlaganih metod je bila preizkušena pri učenju različnih motoričnih spretnosti na humanoidnih robotskih mehanizmih.

O robotskem odkrivanju abstraktnih pojmov piše Ivan Bratko. Običajno gre pri robotskem učenju za avtomatsko modeliranje robota in robotovega okolja. Robot samostojno izvaja svoje naloge ali poskuse in pri tem zbira podatke iz meritev. Iz zbranih podatkov se npr. nauči napovedovati, kakšni bodo učinki robotovih akcij na stanje robota in okolja. Ob tem odkriva zakonitosti svojega okolja, ki jih lahko uporabi kot napovedni model. Ta prispevek se ukvarja s težjim problemom robotskega učenja, to je odkrivanje abstraktnih pojmov, ki se ne pojavljajo eksplicitno v robotovih izmerjenih podatkih. Med take, abstraktne, pojme sodijo premičnost objektov, stabilnost struktur, pojem ovire ali pojem orodja v splošnem smislu. Novi abstraktni pojmi razširjajo robotov opisni jezik in s tem omogočajo lažjo formulacijo novih napovednih teorij. Predstavljeni so mehanizmi strojnega učenja, ki omogočajo odkrivanje abstraktnih pojmov. Eden od teh je induktivno logično programiranje. Posebno pomembni so mehanizmi odkrivanja novih

predikatov v induktivnem logičnem programiranju. Opisani so eksperimenti s primeri dejansko odkritih abstraktnih pojmov.

Zadnje poglavje avtorjev Franca Soline in Sreča Dragana obravnava novomedijske umetniške projekte. Kot vsako porajajočo tehnologijo so tudi računalnike umetniki hitro sprejeli kot novo orodje za umetniško izražanje. Najprej se je uporaba računalnikov uveljavila na področju grafike za tisk algoritmsko kreiranih podob. Kasneje, ko so računalniki dobili svoje oči v obliki kamer in zmožnost fizične interakcije s svojim okoljem v obliki robotov, pa so se uveljavili tudi v novih medijih, predvsem v interaktivnih umetniških instalacijah. Uporaba najnovejše informacijske in robotske opreme pa je zahtevala tesno sodelovanje med umetniki in znanstveniki-inženirji. V poglavju je opisano dvajsetletno sodelovanje med prof. Srečom Draganom z Akademije za likovno umetnost in oblikovanje ter Laboratorijem za računalniški vid s Fakultete za računalništvo in informatiko Univerze v Ljubljani. Opisane so številne instalacije in umetniški projekti, ki so sad tega sodelovanja med profesorji in študenti na videz različnih usmeritev. Vsem pa je skupna ustvarjalnost, saj je ravno s pomočjo umetnosti velikokrat lažje osmisлити uporabo novih porajajočih se tehnologij.

Zahvaljujeva se doktorantu Sebastjanu Šlajpahu, ki je poglavja posameznih avtorjev poenotil in prelil v računalniško okolje L^AT_EX in Francu Solini ter Narviki Bovcon za dokončno oblikovanje knjige.

Tadej Bajd in Ivan Bratko

Poglavje 1

O roboetiki – robotski etiki

Jože Trontelj

Robotika zastavlja vrsto etičnih vprašanj. Prvo je tako imenovana dvojna raba, ko se nova, sicer koristna naprava, zlorabi za neetičen namen. Mobilni telefon se uporabi za daljinsko detonacijo avtomobila-bombe, ki bo razmesarila in pobila desetine ničesar krivih civilistov. Nadaljnji primeri so razni novi tehnološki dosežki za vgradnjo v vohunska letala brez pilota, pa v oborožena letala brez posadke. Visokoenergetski laserji za orožja. Daljinsko vodeni roboti za kriminalna dejanja s skrajno hudimi posledicami.

Etično nesporna pa je raba vojaških robotov za čiščenje naprav, terena ali človeških bivališč, zaminiranih ali kontaminiranih z bojnimi strupi, mikrobiološkimi orožji ali radioaktivnimi naboji.

„Ko govorimo o tehnologiji za vojskovanje, smo velikani. Ko skušamo razumeti posledice, pa smo etični dojenčki“, je menil ameriški general Omar Bradley leta 1948, na začetku atomske dobe. Danes smo pri razumevanju posledic naših zlorab znano velika modrejši. Pri izogibanju zlorabam pa smo enako nebolgli kot tedaj. To pa nas ne ovira, da ne bi vojaških robotov razvijali in izdelovali v nepredstavljeni raznovrstnosti in

Jože Trontelj

Slovenska akademija znanosti in umetnosti

množicah. Danes se šola več upravljalcev brezpilotnih letal kot pravih bojnih pilotov. Ob tem pa nimamo razčiščenih niti temeljnih etičnih načel. In najbolj usodno utegne biti, da o etiki te vrste (no, morda tudi drugih vrst) vedo svetovni voditelji malo ali nič. „Ko robot Hal ubija, kdo je kriv? Če moje vohunsko letalo odkrije radar države, nad katero opravlja izvidniški ali celo bojni polet, se ima menda pravico braniti z raketo z bojno konico?!“ Tako meni US Air Force. „Če imam robotsko letalo z bojno nalogo nad tujo državo, to še ne pomeni, da sem z njo v vojni.“ Tako nekako menijo predsedniki ZDA. „Če moj robot naredi kolateralno škodo med civilisti, je odgovornost izdelovalca in uporabnika mogoče primerjati kvečjemu s starši, katerih odrasli otrok je zagrešil hudodelstvo.“ Seveda to velja za vsaj deloma avtonomne robote, ne pa za daljinsko krmiljene telerobote, katerih delovanje neposredno usmerja človek za komandnim pultom [1]. Taki roboti z minimalno avtonomijo so Nasini marsovski Roverji, ali globokomorske naprave, ali kirurški roboti, ki se uporabljajo že danes, vse bolj pa se bodo že v bližnji prihodnosti.

Enako ni nikjer določeno, ali in kdaj univerzitetni znanstvenik ravna etično oporečno, če se loti projekta, ki ga sofinancira vojska, ker je zanj zanimiv pričakovani izdelek, ki obeta omenjeno dvojno rabo.

Roboti že dolgo vstopajo v industrijo, kmalu pa bodo našli prostor tudi v domovih kot gospodinjske pomočnice, negovalci invalidov, hudo bolnih in umirajočih. Naslednji rod bodo roboti družabniki ali celo življenjski sopotniki. Nič več stroji vendar še ne bitja, še vedno samo stvari s statusom predmeta, čeprav sposobne ne samo učenja, ampak tudi sklepanja in sprejemanja odločitev. Kako pa bomo gledali na še naslednjo generacijo robotov, ki bodo sposobni samovzgoje, sočutja, ljubezni, trpljenja, samožrtvovanja? Teda utegne nastopiti tisti orjaški preskok: od predmetov v moralna bitja z zavestjo. Podoben preskoku od črva vrtinčarja do človeka.

Zavest je najvišji znanosti dostopni vrh urejenega vesolja. Seveda govorimo o zavesti inteligentnega človeškega bitja. Zavednost je vrhunska lastnost človeškega bitja, funkcija najzaprtejših znanih stvari v vesolju, delujočih človeških možganov. Je pojav z mnogimi oblikami, ki nam ni v celoti doumljiv. O njem imamo subjektivne izkušnje, ki pa so objektivno neopisljive. Takšna izkušnja je zavedanje človeka kot samega sebe, kot entitete, kot osebe. Takšna izkušnja je tudi zavedanje časa – sedanjosti in preteklosti, koncept prihodnosti. Nevrološko pojmovanje govori o ravni zavesti kot njenem kvantitativnem vidiku, predvsem ko gre za motnje, od patološke zaspanosti – somnolence, prek soporja do kome. In govori o vsebini kot kvalitativnem vidiku in njegovih motnjah: od zmedenosti do delirija, patoloških sanjskih stanj, zožene zavesti, zamračenosti. O razmerju med zavestjo in telesom govorijo tisoči filozofskih razprav, o razmerju med dušo in telesom tudi nešteto teoloških razprav. Vseobsežna definicija pa je izmuzljiva. Mnoge mislece vznemirja vprašanje, ali zavest lahko obstaja brez telesa ali zunaj telesa. Odgovor je pomemben za tiste, ki verjamejo v obstoj posmrtnega življenja ali v obstoj hipotetičnih inteligentnih sistemov, kot je univerzalna planetarna zavest.

Človek je z raziskavami umetne inteligence odprl novo vprašanje: ali lahko ustvari stroje, ki bodo ne samo inteligentno mislili in se ravnali po vnaprej določenih logičnih pravilih, ampak bodo zaživel samostojno, od svojih ustvarjalcev neodvisno duševno življenje? Življenje, v katerem bo vedenje po zaupnikih, od načrtovalcev vgrajenih algoritmičnih, zamenjal neodvisen, svoboden razmislek. Razmislek, pri katerem bodo sodelovala tudi čustva in samostojna spoznanja o morali in etiki.

Nekateri mislijo, da bo to mogoče, ko bomo znali dovolj zvesto posneti zgradbo in delovanje človeških možganov. Ta čas si še ne znamo predstavljati, kako bi ponaredili človeške možgane s 125 trilijoni sinaps, ki v nasprotju z donedavnimi predstavami niso preprosta binarna stikala, ampak vsaka vse-

buje še zapleten mehanizem z do 1000 nastavljivimi logičnimi vezji. Človeški možgani opravijo 4×10^{19} operacij na sekundo, to je 400.000 teraflopov, kar je bilo leta 2003 1000-krat več, kot je zmogel najsposobnejši računalnik. Ne gre pa samo za osupljivo hitrost, ampak za kombinacijo z omenjenim bogastvom raznolikosti in z analogno-digitalnim načinom delovanja, ki bo posnemovalcem človeških možganov v robotiki odmaknila uredničljivost njihovih načrtov o imitaciji za nekaj desetletij [2]. A ko se bo to res zgodilo, bomo imeli na Zemlji novo vrsto inteligentnih bitij s posebnimi sposobnostmi, ki jim bodo njihovi stvaritelji vgradili samo temeljno logiko, na tej pa bodo roboti z učenjem in izkušnjami sami ustvarjali znanja in živeli svoje lastno duševno in duhovno življenje. Kaj vse se lahko zgodi v tem novem svetu soobstoja dveh vrst razumnih bitij, so ugibali in predvideli številni ustvarjalci znanstvenofantastične beletristike in filmov. Spomnimo se Spielbergove umetnine o malem humanoidnem robotku Davidu, ki je s svojim človeškim bratcem tragično neuspešno tekmoval za materino ljubezen.

Ustvarjalci znanstvenofantastičnih umetnin so vizionarsko predvideli probleme in njihove rešitve, kar seveda ni prvi primer inteligentnega in tudi modrega pogleda v prihodnost. Znanstvena fantastika že od časov Julesa Verna pogosto daljnovidno, celo preroško napoveduje prihodnje tehnološke preboje in njihove posledice. Ne samo to, v javnosti razvija in utrjuje nove etične standarde.

Temu bi kdo rekel nova igrača za filozofe. Filozofi utilitarne vrste so se res lotili razmišljanja o robotih, ki bi bili neodvisni moralni subjekti, podobni človeku [3]. Intelktualno zelo sposobni robot bi v svoji moralnosti lahko tudi presegel človeka, če upoštevamo načelo, da se brezhibno moralno odloča samo tisti, ki ima popolno avtonomijo, docela jasen pregled čez dilemo, čist namen in dovolj bogato izostren čut odgovornosti. To pa se človeku ne more zgoditi. Robot bi bil torej prva stvar v veselju z brezhibno moralno [4].

Prvo pravilo roboetike bo moralo veljati ustvarjalcem robotov: etika, ki jo bodo vdihnili robotom, ne sme prihajati v navzkrižje s človeško etiko. Drugo pravilo pa bo, če bo kdaj sprejeto, veljalo vsem ljudem: da bodo tem novim bitjem priznali pravice, ki bodo sorazmerne njihovemu moralnemu statusu in njihovi inherentni vrednosti: pravici do dostojanstva in do varstva obstoja.

O tem pravilu razmišljajo ljudje, ki predvidevajo ustvarjanje človeku podobnih, razumnih človeško-živalskih križancev. Mik tega ustvarjanja je pridobiti bitja s človeškimi ali celo večjimi sposobnostmi in odlikami, torej zelo uporabna bitja, do katerih pa ne bi imeli enakih moralnih in z zakonom predpisanih dolžnosti kot do ljudi. Usmrtiti tako bitje brez opravičljivega razloga pa bo oporečno dejanje, in podobno sporno bo razbiti misleč, čustvujoč, moralno čuteč stroj. Dodamo lahko, da bo oboje podobno umoru človeka. Takšno početje bo – kot vsako dejanje v nasprotju z etiko – oslabilo spoštovanje veljavnih etičnih vrednot, tudi tistih, ki varujejo dogovore o naših lastnih, človekovih pravicah. Še zlasti, če mu bo podeljena legitimnost.

Časi, ko bomo postavljeni pred novo resničnost te vrste, še niso ravno pred vrati. Marsikdo si jih ne želi. Etičnih problemov, ki jih prinaša razvoj znanosti in tehnologij in jih ne znamo dobro reševati, imamo že danes več kot dovolj.

1.1 Literatura

- [1] John P Sullins. When is a robot a moral agent? *International Review of Information Ethics*, 6:23–30, 2006.
- [2] Jeanne Dietsch. Imitating ourselves in silicon [news and views]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 18(1):12–13, 2011.
- [3] Peter W Singer. Military robotics and ethics: A world of killer apps. *Nature*, 477(7365):399–401, 2011.

- [4] Eric Dietrich. Homo sapiens 2.0: why we should build the better robots of our nature. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 13(4):323–328, 2001.

Poglavje 2

Robotika v Sloveniji

Tadej Bajd in Matjaž Mihelj

Sodobno robotiko najbolje opišemo kot inteligentno gibanje robotskih mehanizmov, ki jih razdelimo v naslednje štiri skupine: robotski manipulatorji, robotska vozila, sistemi človek-robot in biološko zasnovani roboti (slika 2.1).

Najpogostejši robotski manipulatorji so serijski robotski mehanizmi, kjer si sklepi in segmenti izmenoma sledijo v obliki serijske verige. Vse bolj zanimivi pa postajajo paralelni roboti, kjer sta baza in vrh robota povezana s paralelnimi segmenti. Ker robotski manipulatorji zamenjujejo človeka pri različnih proizvodnih opravilih, je velikokrat tudi njihova velikost podobna velikosti človekove roke. Seveda pa so na voljo tudi ogromni roboti, ki so več kot desetkrat večji in lahko manipulirajo s celotno avtomobilsko karoserijo. Na področjih biotehnologije in novih materialov pa nasprotno uporabljamo mikro in nanorobote. Avtonomna robotska vozila srečujemo na kopnem, v vodi in zraku. Mobilni roboti največkrat delujejo v

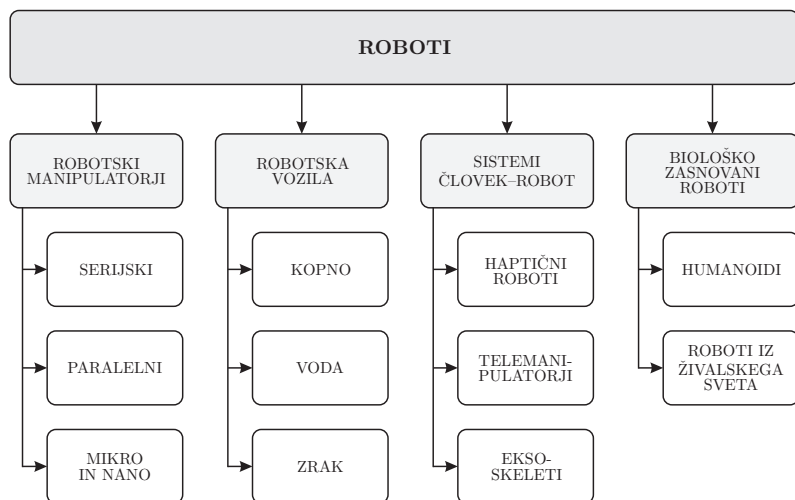
Tadej Bajd

Univerza v Ljubljani, Fakulteta za elektrotehniko, Laboratorij za robotiko
email: tadej.bajd@robo.fe.uni-lj.si

Matjaž Mihelj

Univerza v Ljubljani, Fakulteta za elektrotehniko, Laboratorij za robotiko
email: matjaz.mihelj@robo.fe.uni-lj.si

okoljih, ki jih je zgradil človek: stanovanja, bolnice, veleblagovnice, muzeji. Bolj in bolj pa prodirajo tudi na avtoceste in celo na brezpotja. Roboti v vodi so bodisi plavajoči ali podvodni. Avtonomna letala se največ uporabljajo v vojaške izvidniške namene. Kot posledica novih znanj pri vodenju robotov, so vse bolj pogosti sistemi človek-robot.



Slika 2.1: Delitev robotov

Uporaba haptičnih robotov je povezana z navideznimi okolji, ki so največkrat prikazana na računalniškem zaslonu. Takšna navidezna okolja lahko opazujemo, poslušamo zvoke, ki jih proizvajajo, želimo pa jih tudi otipati. Haptični roboti omogočajo otip navideznega predmeta.

Telemanipulatorji so roboti, ki jih človek upravlja na daljavo. Uporabljajo se v nevarnih okoljih, kakršno je, na primer, nuklearka, ali pa pri raziskavah oddaljenih okolij, na primer, vesolja. Posebej zanimiva je njihova uporaba v medicini. Ekso-skeletni roboti so pripeti na človekove noge ali roke in ojačujejo njihove gibe. Največ se uporabljajo v rehabilitacijske namene.

Biološko zasnovani roboti se delijo v humanoidne robote in robote iz živalskega sveta. Zaradi podobnosti s človekom, pričakujemo, da bodo humanoidni roboti v bodočnosti pomagali človeku v njegovem vsakdanjem okolju. Robotiki so razvili naslednje mehanizme, za katere so dobili navdih v živalskem svetu: robotska kača, riba, štiri in šestnožci, robotska osa.

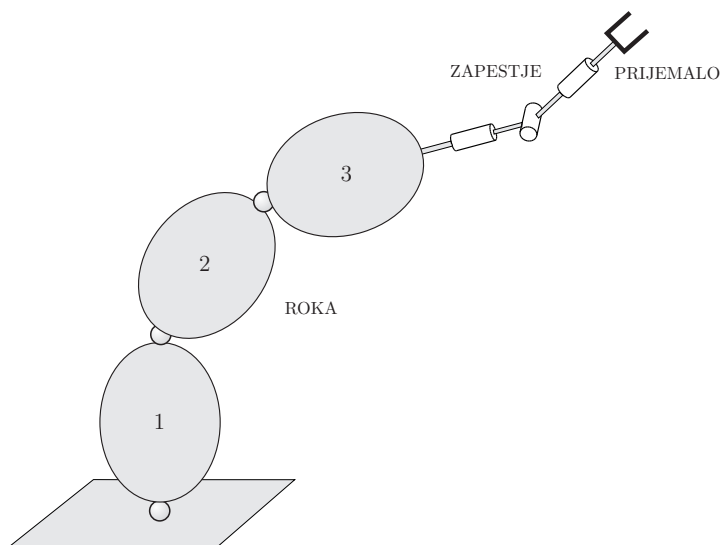
V nadaljevanju poglavja si bomo nekoliko bolj podrobno ogledali vse štiri vrste robotov, s tem da bomo posebno pozornost posvetili raziskovanju, razvoju, uvajanju in uporabi robotov v Sloveniji.

2.1 Robotski manipulatorji

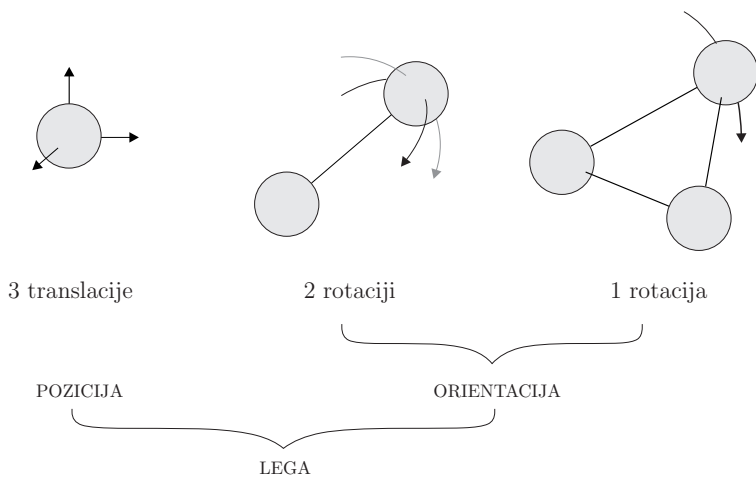
V današnjem času so najbolj koristni industrijski robotski manipulatorji, ki nadomestijo človeka pri težkih, monotoni in nevarnih opravilih, ki pogosto potekajo v za človeka neprimernem in nezdravem okolju. Robotske manipulatorje sestavljajo roka, zapestje in prijemalo (slika 2.2). Robotska roka je serijska veriga treh togih segmentov, ki poskrbijo za pozicioniranje prijemale v prostoru. Zapestje s tremi rotacijskimi sklepi pa zasuče (orientira) prijemalo v zeleno lego. Na vrhu robota je dvo ali večprstno prijemalo oziroma ustrezno orodje.

Običajno ima industrijski robotski manipulator 6 prostostnih stopenj, kar pomeni, da ima 6 sklepov in tudi 6 motorjev. Na ta način lahko postavi prijeti predmet na poljubno mesto v delovnem prostoru robota. Robotsko zapestje pa predmet lahko zasuče okrog katerekoli izmed treh osi pravokotnega koordinatnega sistema.

Najprej si oglejmo prostostne stopnje togega telesa, s kakršnim, denimo, manipulira industrijski robot (slika 2.3). Najpreprostejše tego telo je sestavljeno iz treh masnih delcev. En sam masni delec ima tri stopnje prostosti. Opíšemo jih s tremi premiki vzdolž pravokotnih premic. Gibanje vzdolž premice imenujemo translacija. Sedaj pa dodajmo prvemu masnemu delcu



Slika 2.2: Shematični prikaz serijskega robotskega manipulatorja



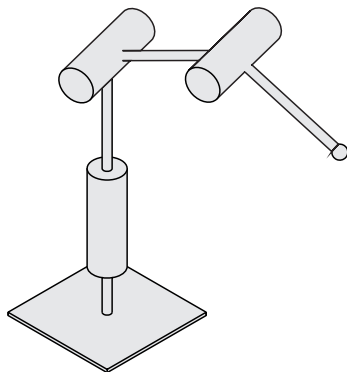
Slika 2.3: Prostostne stopnje togega telesa

še en masni delec, ki naj ima konstantno razdaljo do prvega. Drugi masni delec potuje lahko le po površini krogle okrog prvega. Njegov položaj lahko opišemo z dvema krožnicama, ki nas spomnita na vzporednike in poldnevnik pri globusu. Gibanje po krožnici imenujemo rotacija. Tretji masni delec dodamo tako, da ima enako konstantno razdaljo do prvih dveh. Na ta način tretji masni delec opisuje krožnico, nekakšen ekvator, okrog prvih dveh delcev. Spoznali smo, da ima tego telo 6 prostostnih stopenj: tri translacije in tri rotacije. Prve tri določajo pozicijo telesa, druge tri pa njegovo orientacijo. Pozicijo in orientacijo z eno besedo imenujemo lega.

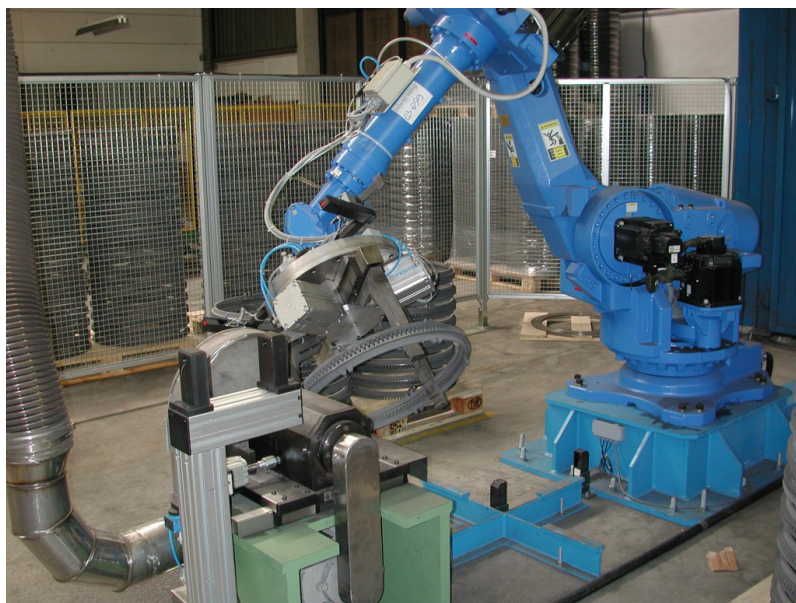
Večkrat rečemo, da je naš svet tridimenzionalen in čas predstavlja četrto dimenzijo. Svet robotika pa je šestdimenzionalen in je čas šele na sedmem mestu. Robotski sklepi so rotacijski ali translacijski in imajo eno samo prostostno stopnjo. Opremljeni so s senzorji kota in hitrosti ter z električnimi ali hidravličnimi motorji.

Pomembni lastnosti industrijskih robotskih manipulatorjev sta reprogramibilnost in večnamenskost. Sodobna industrijska proizvodnja ne pozna velikih zalog materiala in skladišč izdelkov. Pravimo, da se proizvodni proces odvija ravno ob pravem času. Kot posledica se na isti proizvodni liniji v istem dnevu pojavijo različni tipi posameznega izdelka. Problem rešujemo z uporabo industrijskih robotskih manipulatorjev. Lastnost reprogramibilnosti omogoča, da zgolj s pritiskom na gumb preidemo s proizvodnje enega tipa izdelka na drugega.

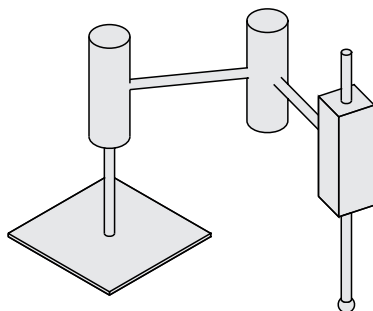
Robotski manipulator je nadalje večnamenski mehanizem. Robot poskuša biti nekakšen posnetek človekove roke. Enako kot uporabljamo roko za natančna in groba opravila, skušamo isti robotski manipulator uporabiti za različne naloge. To je še posebej pomembno, ker je ekonomska življenjska doba robota razmeroma dolga (12 do 16 let). Tako se lahko zgodi, da smo nek industrijski robot kupili zaradi varjenja, kasneje pa nam bo služil za prenašanje in urejanje izdelkov v palete.



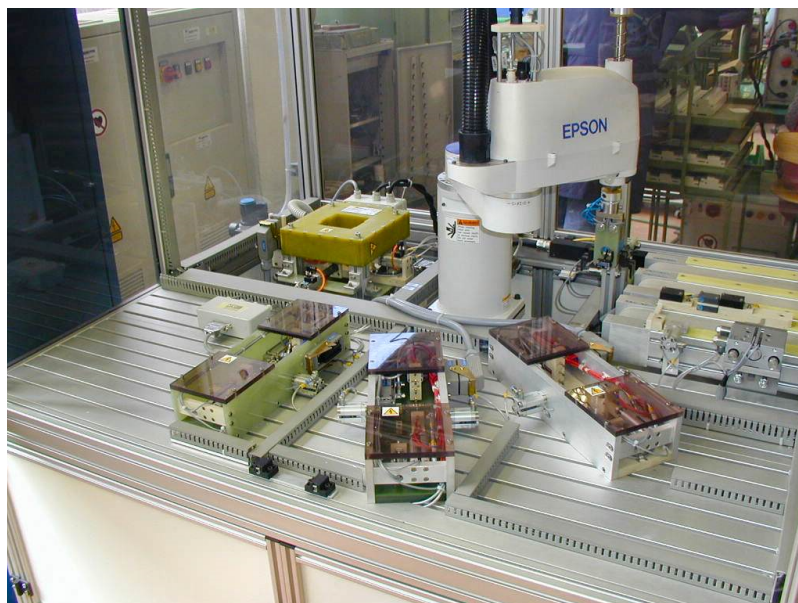
Slika 2.4: Antropomorfna robotska roka



Slika 2.5: Antropomorfni robot v Eta Cerkno



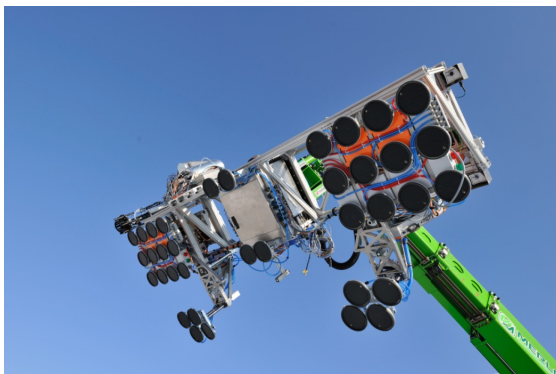
Slika 2.6: SCARA robotska roka



Slika 2.7: SCARA robot pri procesu montaže v Eti Elektroelement Izlake

Robotske roke imajo še eno pomembno lastnost. Osi dveh sosednjih sklepov sta bodisi vzporedni ali pravokotni. V industrijskih procesih so najpogostejši antropomorfni roboti (slika 2.4), ki so posnetki človekove roke. Pri teh robotih so vsi sklepi rotacijski. Antropomorfna roka je izmed vseh industrijskih robotov še najbolj podobna človeški roki, od koder je tudi njeno ime. Kot vidimo s slike 2.4, je druga os pravokotna na prvo in tretja os vzporedna z drugo. Delovni prostor antropomorfne roke je kroglaste oblike. Antropomorfni robot na sliki 2.5 brusi obode težkih zobnikov po ulivanju v tovarni Eta Cerkno.

V industrijskih procesih pa pogosto srečujemo SCARA (Selective Compliant Articulated Robot for Assembly) robota. Namenjen je predvsem procesom montaže. Dva sklepa sta rotacijska in en translacijski. Osi vseh treh sklepov so vzporedne (slika 2.6). Delovni prostor SCARA robota je podoben valju. SCARA robot na sliki 2.7 sestavlja in preizkuša elektronske komponente v tovarni Eti Elektroelement Izlake.

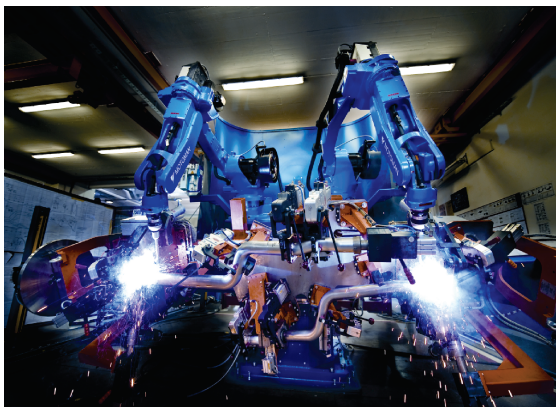


Slika 2.8: Pozicionirna naprava na vrhu gradbenega robota

V sedemdesetih letih prejšnjega stoletja smo razvili prve slovenske industrijske robotske manipulatorje. Raziskovalci Fakultete za elektrotehniko Univerze v Ljubljani (UL FE) smo

skupaj z Iskro razvili robot Roki, ki ga danes najdemo v Tehniškem muzeju Slovenije v Bistri. Hitro se je pokazalo, da je proizvodnja robotov prezahteven zalogaj za skromno deželo. To pa ne pomeni, da specialnih robotskih mehanizmov Slovenci ne razvijamo tudi v današnjem času.

Raziskovalci Laboratorija za robotiko UL FE so skupaj s podjetjem Trimco, Univerzo v Gradcu in podjetjem Yaskawa Slovenija razvili gradbeni robot, ki je bil zaradi izvirne zasnove nagrajen s pomembno evropsko nagrado. Robot, ki je namenjen pozicioniranju zelo velikih panelov na fasado poslopja, je pravzaprav nadgradnja dvigala s senzorji in sistemom vodenja (slika 2.8). Dodatna specialna pozicionirna naprava na vrhu robota omogoča postavitve panela na centimeter natančno.

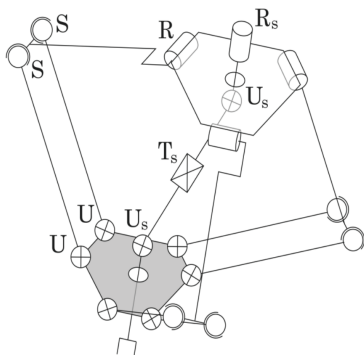


Slika 2.9: Varilna robotska celica, ki jo je razvilo podjetje Yaskawa Slovenija.

V zadnjih desetletjih je bila ustanovljena vrsta majhnih in srednje velikih podjetij, ki uvajajo v proizvodnjo evropske in japonske robote. To so podjetja Yaskawa Slovenija, ABB Slovenija, DAX Electronic Systems, Fanuc Robotics, Domel in še več drugih. Ena izmed najbolj razširjenih robotskih aplikacij je varjenje (slika 2.9). Robotsko varjenje se odlikuje s

hitrostjo, natančnostjo in zanesljivostjo. Običajno je tudi zelo ekonomično, saj varilni roboti delajo v treh izmenah. Slovenska podjetja uvajajo robote za točkovno, obločno in lasersko varjenje. Drugo pomembno področje industrijske robotike je montaža v elektromehanski industriji. Na tem mestu je potrebno poudariti vlogo merjenja. Ko robot prime in prestavlja nek sestavni del na nov položaj, je smiselno, da ga tudi pomeri. Lahko gre za dimenzijske meritve mehanskega sestavnega dela ali pa za električne parametre elektronskega sestavnega dela. Pri procesih robotske montaže moramo velikokrat sami zgraditi robotska prijemala ali njihove prste, tako da se čim bolj prilagodijo našemu izdelku.

V svetu deluje preko milijon in pol industrijskih robotskih manipulatorjev, v Sloveniji pa jih je okrog 1500. Največ jih srečamo v Revozu, kjer opravljajo naloge varjenja, strege prešam, montaže vetrobranskih stekel in zaščite površine avtomobilskih karoserij. Večje število robotov deluje tudi, na primer, v Helli v Ljubljani, Eti Cerkno in še pri številnih drugih slovenskih proizvajalcih.



Slika 2.10: Paralelni robotski mehanizem

Prvi paralelni robot je bil namenjen simulaciji letenja. Baza robota je bila preko 6 paralelnih nog povezana s ploščadjo,

na kateri je bila nameščena pilotova kabina. V nogah so bili nameščeni translacijski aktuatorji, tako da je celoten mehanizem imel 6 prostostnih stopenj, podobno kot industrijski robotski manipulatorji. Ob sami ploščadi in bazi pa nastopajo pasivni sklepi, ki imajo več kot eno samo prostostno stopnjo. Paralelni paralelogramski robotski mehanizem Delta (slika 2.10) ima kar 11 prostostnih stopenj. Vsi motorji so v bazi, tako da se lahki mehanizem odlikuje s pospeški, ki so 50 krat večji od gravitacijskega. Robot se uporablja predvsem za namene zlaganja in pakiranja. Prednosti paralelnih robotov so v splošnem velika nosilnost, togost, natančnost in izvrstne dinamične lastnosti.

Za potiskanje, rezanje in dotikanje v svetu molekul in delcev uporabljamo mikro in nanorobote. Med njimi je najbolj razširjen, tako imenovani nanomanipulator na principu mikroskopa na atomsko silo. Pri tem nanomanipulatorju je kot aktuator izbran piezoelektrični kristal, upogib kristala pa merita fotocelica in laserski vir. Piezoelektrični kristal zahteva krmiljenje z zelo visokimi napetostmi. V Sloveniji mikromanipulatorje razvijajo v Laboratoriju za kognitivne sisteme v mehatroniki na Univerzi v Mariboru, Fakulteti za elektrotehniko, računalništvo in informatiko (UM, FERi). Piezoelektrični aktuatorji so nalepljeni na stekleno ogrodje. Gibanje paralelnega ravninskega mehanizma nadzorujejo s kamero in magnetnimi senzorji. Mikromanipulator je namenjen pozicioniranju vzorcev pri mikroskopiranju in gradnji mikromehanskih sistemov.

2.2 Robotska vozila

Velika večina mobilnih robotov se giblje po ravnih tleh v okolju, ki ga je zgradil človek. Gibanje omogočajo, enako kot pri, na primer, avtomobilu, kolesa. V razliko od robotskega manipulatorja, ki ima največkrat 6 prostostnih stopenj gibanja, ima mobilni robot samo tri prostostne stopnje. Lahko se giblje naprej ali nazaj, v desno ali levo in lahko se zavrti okrog

svoje vertikalne osi. Ker ima tudi avtomobil opisane tri prostostne stopnje gibanja in ker ga vodimo samo preko dveh prostostnih stopenj, to sta volan in stopalka za plin, imamo težave pri vzvratnem parkiranju. Mobilni roboti imajo običajno tri kolesa, kar zadošča za njihovo stabilnost. Večkrat so na mobilnih robotih specialna kolesa, ki imajo nekakšne pasivne kotalke po obodu kolesa, kar omogoča gibanje v stran in problemov z „vzvratnim parkiranjem“ ni več. Kolesa mobilnega robota so bodisi aktivna ali pasivna.



Slika 2.11: Tekmovanje v robotskem reševanju

Z enostavnimi mobilnimi roboti se neredko srečajo že učenci višjih razredov devetletke. UL FE slovi po odličnih mednarodnih uspehih v robotskem nogometu. Tu gre za majhne kockaste mobilne robote z dvema aktivnima kolesoma. Mikroračunalnik v robotu je brezžično povezan z osebnim računalnikom. Kamera nad igriščem zaznava položaje robotkov in žoge. Bistvo robotskega nogometa je strategija igre, ki jo vnaprej sprogramira vsaka ekipa in poteka na osebnem računalniku. Študentje UM FERi pa se lahko pohvalijo z odli-

čnimi mednarodnimi uspehi v drugi igri, to je v robotskem reševanju. Gre za simulacijo razmer, ki nastopijo v hiši, ki jo je delno razrušil potres. Prizorišče je dvonadstropni labirint z več sobami (slika 2.11). Mobilni robot je opremljen z gosenicami in prijemalom, tako da se lahko giblje preko ovir in prenaša žrtve nezgode.

Številna slovenska gospodinjstva se lahko pohvalijo z robotskimi sesalniki za prah, kmalu se bomo po avtocestah vozili z avtonomnimi avtomobili, z zanimanjem pa spremljamo slike, ki jih mobilni roboti pošiljajo s površja Marsa.



Slika 2.12: Ekološki plavajoči robot Inštituta Jožef Stefan

S podvodnimi roboti raziskujemo dno oceanov, arheološko pomembne razbitine ladij in nadziramo naftne pločadi. Slovenski raziskovalci Odseka za znanosti o okolju z Inštituta „Jožef Stefan“ pa so v okviru mednarodnega projekta razvili plavajoči robot (slika 2.12). Opremljen je s senzorji kemičnih in fizikalnih lastnosti vode. S tem robotom ekologi že preverjajo čistočo slovenskih voda.

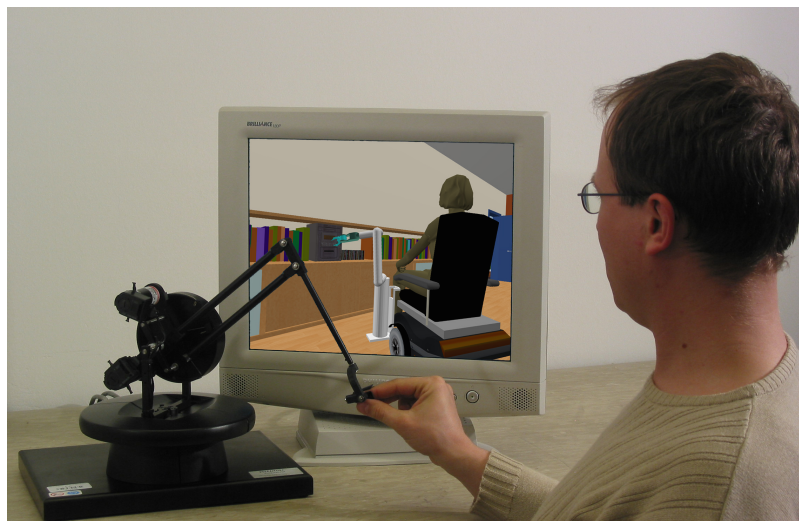
Med robotskimi zračnimi plovili so v zadnjem času zelo moderni helikopterji s štirimi propelerji, kvadrokopterji. Kvadrokopter ima razmeroma enostavno mehansko zgradbo, ki je primerna za hkratno gibanje in sodelovanje več robotov ter za letenje med ovirami. Kvadrokopter je opremljen z žiroskopi in pospeškomeri in nosi tudi kamero. Telemetrično je povezan s stacionarno postajo. Pri nas se z vodenjem kvadrokopterjev ukvarjajo v Laboratoriju za modeliranje, simulacijo in vodenje UL FE. S kvadrokopterji merimo in modeliramo velike objekte, kot so, na primer, zgradbe. Sicer pa se robotska zračna plovila uporabljajo predvsem v izvidniške vojaške namene.

2.3 Sistemi človek-robot

V uvodu smo že omenili, da haptični roboti omogočajo otip predmeta v navideznem okolju. Učinkovito pa jih uporabljamo tudi pri upravljanju mikro in nanomanipulatorjev ter telemanipulatorjev. Ko se vrh haptičnega robota giblje po praznem navideznem prostoru, se mehanizem odlikuje z majhno maso in majhnim trenjem. Lahko rečemo, da je v tem primeru haptični robot nekakšna 3D računalniška miška. Ko pa se vrh haptičnega robota zaleti v navidezno oviro, preko motorjev v sklepih nudi informacijo o povratni sili ob trku z oviro. Za ponazarjanje trdih ovir je potrebna velika togost regulacijskega sistema. Tako nam haptični roboti podajajo občutek dotika, omejenega gibanja, podajnosti, trenja in teksture v navideznem okolju. V Laboratoriju za robotiko UL FE haptične robote uporabljajo pri merjenju, vrednotenju in urjenju gibov zgornjih ekstremitet ohromelih oseb. Razmeroma velik in močan haptični robot drži zapestje ohromele roke in ga vodi po zeleni poti, ki jo bolnik opazuje v navideznem okolju, prikazanem na zaslonu računalnika.

Haptični robot izvaja na zapestje dve vrsti sil. Kadar bolnik ni sposoben opraviti giba, ki mu ga zadamo v navideznem

okolju, robot potiska zapestje vzdolž zelene trajektorije in tako bolniku pomaga. Robot pomaga samo toliko, kot je potrebno, da bolnik doseže ciljno točko. Kadar pa bolniku ohromela roka zaide stran od načrtane poti, robot potiska zapestje v bližino zelene trajektorije (slika 2.13).



Slika 2.13: Robotsko urjenje ohromele roke

Telemanipulatorji so roboti, ki jih človek upravlja na daljavo. Razlog je ovira, ki nastopa med človekom in robotom. Običajno je to velika razdalja (na primer vesolje) ali pa robot deluje v za človeka nevarnem oziroma nezdravem okolju. Na strani človeka – operaterja imamo tako vizualne in akustične monitorje ter krmilne palice in haptične robote, na oddaljeni izvršni strani pa robot in senzorje. Pomembno vlogo igrajo računalniške povezave med obema mestoma. Posebej zanimiva je uporaba telemanipulacijskih sistemov v medicini.

V Laboratoriju za robotiko UL FE razvijamo izvirni sistem z dvema antropomorfni robotoma (izvršni del) in dvema

haptičnima robotoma (upravljalni del), ki zna opravljati podobne naloge kot kirurški robot Da Vinci, ki ga že uporabljajo v Splošni bolnišnici Celje. Sistem vodenja dvoročnega teleoperacijskega sistema omogoča različne tipe upravljanja (hitrostno, položajno, po sili) ter preprečuje trke med robotoma.

Eksoskeletni roboti so aktivni mehanizmi, ki jih pritrdimo na zgornje ali spodnje človekove ekstremitete. Na ta način ojačimo bodisi gibe ohromele osebe ali pa gibe osebe, ki opravlja nalogo, kjer so potrebne večje sile, kot jih zmore človek. Slovenski arhitekt Max Fabiani, avtor znamenitih hiš v Ljubljani, na Dunaju in v Trstu, je že leta 1912 prijavil patent za „pripomoček za lažji vzpon na gore“ (slika 2.14). Pripomoček naj bi imel teleskopske sklepe in pnevmatske aktuatorje, vendar ni bil nikoli realiziran.

Slovenski raziskovalci so obnovili hojo povsem hromih paraplegičnih oseb z uporabo večkanalne električne stimulacije paraliziranih mišic. Takšna hoja je bila zelo utrudljiva, predvsem zaradi utrujanja električno stimuliranih mišic potem pa še zaradi utrujanja rok, ki so zagotavljale dodatno oporo. Hoja paraplegičnih oseb z uporabo eksoskeletnega robota je precej manj utrudljiva. V začetku bodo eksoskeleti uporabljeni za urjenje hoje bolnikov, ki niso povsem hromi.

Soavtor tega poglavja Matjaž Mihelj pa je sodeloval z raziskovalci prestižne univerze ETH v Zürichu pri razvoju eksoskeleta ARMIN, ki omogoča urjenje ohromele roke (slika 2.15). Robotski mehanizem s sedmimi prostostnimi stopnjami (rama 4, komolec 1, zapestje 2) ne izvaja sil samo na zapestje, ampak na vse segmente zgornje ekstremitete.

2.4 Biološko zasnovani roboti

Okolja, v katerih živimo, so zasnovana tako, da so čim bolj udobna za nas ljudi. Če bi za pomoč pri vsakdanjih opravilih želeli uporabiti industrijske robotske manipulatorje, bi morali

Klasse 77 c.

Ausgegeben am 25. Oktober 1912.

KAIS. KÖNIGL.



PATENTAMT.

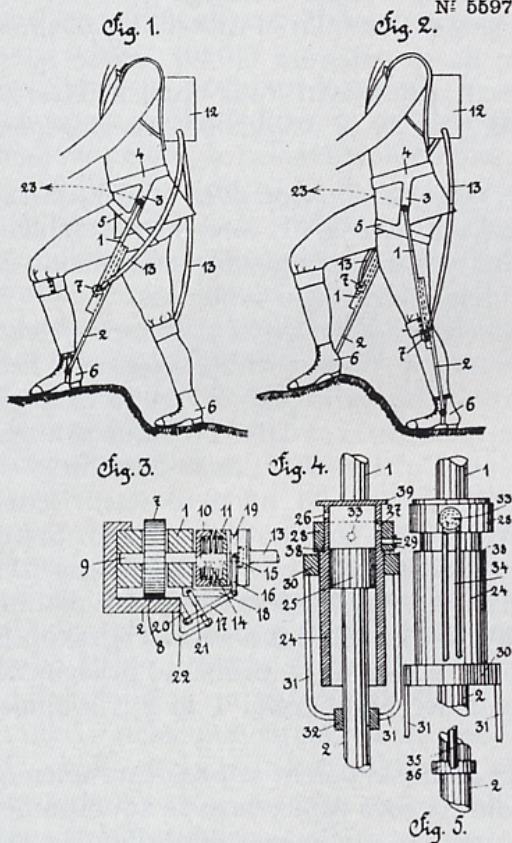
Österreichische

PATENTSCHRIFT N^o: 55973.

DR. MAX FABIANI IN WIEN.

Vorrichtung zur Erleichterung des Bergsteigens.

Angemeldet am 4. August 1911. — Beginn der Patentdauer: 1. Juni 1912.

N^o: 55973.

Slika 2.14: Fabijanijeva patentna prijava

naše prostore, na primer, kuhinjo, povsem spremeniti in prirediti za delo z roboti. Humanoidni robot je podoben človeku in s tem prilagojen na naše okolje. Humanoidni roboti so že prešli otroško dobo, v kateri so se naučili stabilne dvonožne hoje. Stabilno dvonožno hojo dosežemo z vodenjem točke ničelnega navora, ki jo je predlagal akademik Miomir Vukobratović, ki je vrsto let predaval dinamiko robotov na UL FE. Točka ničelnega navora je točka na stopalu, kjer deluje rezultirajoča reakcijska sila. Robotska noga ima šest prostostnih stopenj, ki so pozicijsko vodene. Stopala so opremljena s senzorji pritiska. Stabilno hojo dosežemo tedaj, ko je točka ničelnega navora znotraj podpornega poligona, ki ga predstavljata bodisi obe ali pa ena sama noga.



Slika 2.15: Robotsko urjenje zgornje ekstremitete

Današnji problemi humanoidnih robotov so povezani z robotskim vidom, razpoznavanjem okolja in učenja gibov v okolju, ki ni poznano vnaprej. V Sloveniji se s humanoidnimi roboti

ukvarjajo raziskovalci Laboratorija za humanoidno in kognitivno robotiko na Inštitutu „Jožef Stefan“. Humanoidne robote učijo preko posnemanja človekovih gibov. S posploševanjem robotskih ročnih spretnosti dosegajo učinkovite gibe tudi v nepredvidenih situacijah (slika 2.16).



Slika 2.16: Humanoidni robot

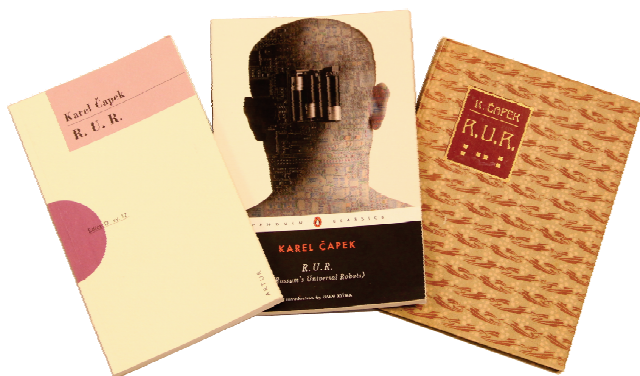
Raziskovalci Inštituta „Jožef Stefan“ so razvili tudi robota – smučarja, ki je požel precej zanimanja doma in v svetu. Robot je opremljen z GPS senzorjem, kamero, žiroskopi, senzorji sile in senzorji položaja v sklepih. Robot–smučar spreminja nagib smuči preko fleksije in ekstenzije v kolenih. Tako lahko avtonomno vijuga med vratici.

Razvijalci robotov pa ne posnemajo le človeka ampak iščejo navdih tudi pri živalih. Štirinožni in šestnožni roboti imajo velik podporni poligon in zato stabilne hoje ni težko doseči. Ustvarimo lahko različne tipe hoje, kot sta na primer trot ali galop, ki ju poznamo pri konjih. Nožni roboti se lahko gibljejo po terenu, kamor ne morejo niti terenska vozila. Lep primer je gozdarski robot, ki ne samo da se giblje po težavnem terenu, ampak hkrati tudi podira drevesa. Zanimive so tudi robotske kače, ki jih uporabljamo pri pregledu in popravilih cevovodov.

Z realizacijo posebnega prostorskega gibanja tankih kril, so robotiki dosegli tudi letenje robotske ose.

2.5 Zaključek

Beseda „robot“ ni bila prvič uporabljena v znanstveni ali strokovni literaturi. Prvič jo najdemo v znanstveno fantastični drami Karla Čapka z naslovom *R.U.R. Rossum's Universal Robots* (slika 2.17).



Slika 2.17: Češka, angleška in slovenska izdaja Čapkovke knjige *R.U.R.*

Slovenci smo prevod te drame dobili istega leta kot Čehi original, to je 1921. V drami najprej ljudje ustvarijo človeku podobne, to je humanoidne robote, potem pa ti roboti v zadnjem dejanju uničijo ljudi. Poglejmo zanimiv stavek iz te drame: „Roboti niso ljudje. Mehanično so popolnejši od nas, imajo silno inteligenco razuma, a nimajo duše. Inženirski izdelek je tehnično bolj dovršen kot izdelek prirode.“

Poučevanje robotike ima na UL FE tridesetletno zgodovino. Prvi ameriški učbenik, ki ga je napisal ameriški robotik Richard Paul, je izšel leta 1981. Prvi slovenski učbenik avtorjev Alojza Kralja in Tadeja Bajda pa samo štiri leta kasneje, to je

leta 1985. Profesorji robotike se danes lahko pohvalimo z vrsto sodobnih in izvirnih učbenikov: *Robotika*, *Osnove robotike*, *Vodenje robotov*, *Haptični roboti* in *Robotski mehanizmi*.

Slovenski robotiki pa smo izdali vrsto učbenikov in znanstvenih monografij tudi pri ugledni mednarodni založbi Springer: *Robotics*, *Introduction to Robotics*, *Robot Mechanisms*, *Virtual Reality Technology and Applications in Haptics for Virtual Reality and Teleoperation*. Učbenik *Robotika* se odlikuje s preprosto obravnavo kinematike, dinamike in vodenja robotov. Ameriška revija *Choice* ga je uvrstila med najboljše akademske knjige za leto 2010 (slika 2.18). Angleške robotske knjige so dosegljive tudi na spletu.



Slika 2.18: Slovenska in angleška izdaja učbenika *Robotika*

2.6 Nadaljnje branje

- Tadej Bajd, Matjaž Mihelj, Jadran Lenarčič, Aleš Stanovnik, Marko Munih. *Robotika*. Založba FE in FRI, Univerza v Ljubljani, 2008.
- Tadej Bajd, Matjaž Mihelj, Jadran Lenarčič, Aleš Stanovnik, Marko Munih. *Robotics*. Springer, 2010.
- Tadej Bajd, Matjaž Mihelj, Marko Munih. *Osnove robotike*. Založba FE in FRI, Univerza v Ljubljani, 2011.

- Tadej Bajd, Matjaž Mihelj, Marko Munih. *Introduction to Robotics*. Springer, 2013.
- Karel Čapek. *R.U.R. Rossum's Universal Robots*. Zvezna tiskarna, Ljubljana, 1921.
- Karel Čapek. *R.U.R. Rossum's Universal Robots*. Penguin Books, 2004.
- Jadran Lenarčič, Tadej Bajd. *Robotski mehanizmi*. Založba FE in FRI, Univerza v Ljubljani, 2009.
- Jadran Lenarčič, Tadej Bajd, Michael M. Stanisic. *Robot Mechanisms*. Springer, 2013.
- Matjaž Mihelj. *Haptični roboti*. Založba FE in FRI, Univerza v Ljubljani, 2007.
- Matjaž Mihelj, J. Podobnik. *Haptics for Virtual Reality and Teleoperation*. Springer, 2012.
- Matjaž Mihelj, Tadej Bajd, Marko Munih. *Vodenje robotov*. Založba FE in FRI, Univerza v Ljubljani, 2011.
- Matjaž Mihelj, Domen Novak, Samo Beguš. *Virtual Reality Technology and Applications*. Springer, 2014.

Poglavje 3

Od kinematike robotov do dinamike in nazaj

Jadran Lenarčič

Med temeljnimi raziskovalnimi področji robotike na začetku osemdesetih let so se vse bolj uveljavljale raziskave robotske kinematike. Poudarek je bil na razvoju metod matematične obravnave direktne in inverzne kinematike ter na simulacijskih in grafičnih programih, s katerimi je bilo mogoče voditi robota v realnem času ali pa predstaviti njegovo gibanje z grafično animacijo. Te raziskave so večinoma predstavljale le podlago pri preučevanju robotske dinamike, saj je bilo tako pri vodenju kot pri načrtovanju novih robotov potrebno poznati prav dinamične lastnosti mehanizmov. V drugi polovici osemdesetih let je veljalo, da je znanstveno področje robotske kinematike v veliki meri izpeto, da ni pričakovati novih izvirnih odkritij in da je vso pozornost potrebno usmerjati v metode preračunavanja dinamike v realnem času. Z organizacijo prvega simpozija *Advances in Robot Kinematics* v Ljubljani leta 1988, ki so se ga udeležili najuglednejši svetovni strokovnjaki, pa so raziskave na področju robotske kinematike dobile neslutene razsežnosti. Odpirati so se začeli novi in kinematiki svojstveni znanstveni

Jadran Lenarčič

Institut „Jožef Stefan“

email: jadran.lenarcic@ijs.si

problemi, med katerimi gre poudariti predvsem tiste, vezane na matematično obravnavo in načrtovanje kompleksnih paralelnih robotskih mehanizmov. Na osnovi teh odkritij so namreč paralelni roboti začeli vstopati v industrijsko prakso, nova spoznanja v robotski kinematiki pa so odprla pot matematičnemu modeliranju živih organizmov, kar je vplivalo na razvoj sodobnih humanoidnih robotov, hiperredundantnih robotov in, ne nazadnje, tudi najnovejših industrijskih robotov.

Področje robotske kinematike obsega matematično obravnavo gibanja robotskih mehanizmov, pri tem pa se ne oziramo na sile, ki gibanje povzročajo oziroma so njegova posledica. Poznavanje kinematike mehanizma služi določanju njegove kinematične zgradbe ter načrtovanju in vodenju robota glede na zahteve delovnega procesa. Naloga robotske dinamike pa je ravno v vrednotenju sil in navorov, vezanih na gibanje robota, s čimer moremo pravilno konstruirati robota, simulirati njegovo delovanje in izvajati vodenje, ki upošteva statične in dinamične obremenitve na motorje in na mehanizem. V inženirskem jeziku rečemo, da sta kinematika in dinamika robota njegovi glavni lastnosti, saj se nanašata na delovanje mehanizma, njegovo nosilnost, dosegljivost in gibalne sposobnosti ter zmožnost izvajanja delovnih nalog.

Čeprav se pri obravnavi robotske kinematike in dinamike v veliki meri naslanjamo na klasično mehaniko, pa je robotika doprinesla vrsto novih vprašanj in izvirnih spoznanj tako v znanstvenem kot v praktičnem delu. Tematike, ki smo jih obravnavali v svojih raziskavah, dokaj obsežno podaja knjiga *Robotski mehanizmi* v soavtorstvu Jadrana Lenarčiča in Tadeja Bajda, ki jo je izdala slovenska založba leta 2003, dopolnjena pa je izšla leta 2009. Angleško verzijo knjige z naslovom *Robot Mechanisms* in še z enim soavtorjem Michaelom M. Stanišićem z Univerze Notre Dame v ZDA je izdala založba Springer leta 2012 [1]. Širši pregled tematik robotske kinematike in dinamike podaja enciklopedična knjižna izdaja, ki sta jo uredila Bruno

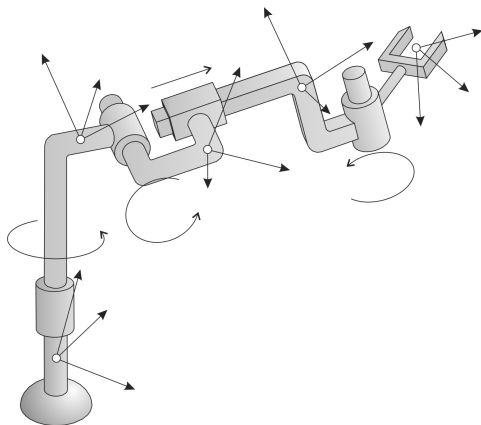
Siciliano in Oussama Khatib [2]. Zgodovinsko pa velja omeniti tudi prvo in obširno svetovno enciklopedijo o industrijski robotiki v treh knjigah, ki je izšla že leta 1988 v ZDA in v kateri je avtor tega prispevka spisal poglavje o robotski kinematiki [3].

Namen tega prispevka je narediti pregled raziskav na področjih robotske kinematike in dinamike ter opredeliti njihov zgodovinski okvir. Najprej smo nekaj prostora namenili obravnavi glavnih tem v robotski kinematiki in nato robotski dinamiki. Povzeli smo tudi nekaj posebnosti paralelnih in humanoidnih robotov ter se posvetili kinematični redundanci. Na koncu smo predstavili nekatere aktivnosti, povezane z nastankom serije mednarodnih znanstvenih simpozijev in knjig *Advances in Robot Kinematics*, ki so nedvomno prispevale k večji prepoznavnosti robotske kinematike v svetu in uveljavljanju ljubljanske robotike nasploh.

3.1 Kaj obsega robotska kinematika

Matematična obravnava robotske kinematike (in dinamike) temelji na tem, da robotskemu mehanizmu v skladu z nekim dogovorom opredelimo spremenljive koordinate, to je dolžine translacij in kote rotacij v sklepih, ter nespreminjajoče se parametre, odvisne od geometrije mehanizma, kot so velikosti in začetne lege segmentov. Na posamezne segmente mehanizma pritrdimo lokalne koordinatne sisteme (slika 3.1), ki v matematičnem jeziku razmejujejo vektorske prostore, v katerih izražamo lege posameznih segmentov in druge objekte, ki so vezani nanj. Vse znane metode matematičnega modeliranja delujejo tako, da položaj neke točke na segmentu mehanizma najprej določimo v lokalnem koordinatnem sistemu, ki je pritrjen na ta segment, nato pa njen položaj preračunamo v mirovnem koordinatnem sistemu s sekvenco transformacij od lokalnega do mirujočega koordinatnega sistema od vrha proti dnu mehanizma. Razlike med znanimi pristopi k modeliranju

kinematike so v načinu začetnega označevanja parametrov in v formalizmu implementacije vektorsko matrične algebre.



Slika 3.1: Lokalni koordinatni sistemi določajo lego posameznih segmentov mehanizma.

Označevanje parametrov robotskih mehanizmov

Nedvomno je najbolj citirano delo v robotiki članek, ki sta ga leta 1955 objavila J. Denavit in R. S. Hartenberg in ki se nanaša na označevanje kinematičnih parametrov in spremenljivk mehanizma [4]. Članek sta spisala desetletje pred začetki sodobne robotike in ima cilj določiti elemente matematične obravnave kateregakoli mehanizma, ki ga tvorijo toga telesa. Avtorja gotovo nista imela v mislih robotskih mehanizmov, ker jih še ni bilo. Tudi izvirnost članka bi v današnjem času postavili pod vprašaj, saj privzema označevanje, ki je bilo poznano v klasični mehaniki že stoletje ali več pred tem. Namen je bil sistematično označiti elemente splošnega mehanizma z najmanjšim številom parametrov in spremenljivk. To označevanje je četrto stoletje kasneje uporabil Richard Paul v svoji knjigi [5], ker je lahko z uporabo homogenih transformacijskih matrik izdelal sistematično

podlago za računalniško analizo robotskega mehanizma v programskem jeziku C. Ker je bila to ena prvih robotskih knjig v zgodovini in med strokovnjaki zelo popularna, je Denavitovo in Hartenbergovo označevanje skoraj po naključju postalo standard v robotiki, ki velja še dandanes. Pri tem pristopu ima vsak kinematični par mehanizma enolično določeno koordinato translacije, koordinato rotacije, dolžino segmenta in kot nagiba segmenta. Vse štiri vrednosti so skalarji, njihovo število je teoretično minimalno. Glede na vrsto sklepa je spremenljivka ali koordinata translacije ali koordinata rotacije, ostale vrednosti pa so parametri mehanizma. Tak pristop je na prvi pogled idealen, vendar se z njegovo uporabo lahko zamegli predstava o tem, kako se posamezni segmenti mehanizma gibljejo. Lokalni koordinatni sistemi se namreč postavljajo na segmente na osnovi strogega predpisa, tako da v nadaljnjih premikih mehanizma celo večjemu opazovalcu ni trivialno razumeti, kako v nekem trenutku ležijo segmenti mehanizma in kaj v praksi pomenijo izračunani koti rotacij ali dolžine translacij.

Čeprav so mnogi avtorji skušali vpeljati tudi drugačna označevanja, se nobeno izmed njih ni uspelo uveljaviti ali pridobiti status standarda, kot ga je označevanje po Denavitu in Hartenbergu. Miomir Vukobratović je, vzemimo, v svojih začetnih delih vpeljal način označevanja, ki je bil v prvi vrsti namenjen uporabi v robotski dinamiki. Vukobratović [6] je lokalne koordinatne sisteme postavil v težišče posameznega segmenta mehanizma in jih usmeril v glavne vztrajnostne smeri. To je dejansko še otežilo in ne olajšalo predstavo, kako se elementi mehanizma gibljejo. V svojih delih pa smo, ne zavedajoč se pomena označevanja elementov mehanizma, uporabljali lastno metodo, ki smo jo posredno objavljali v svojih člankih od leta 1983 naprej. Objavo v pravem pomenu je naše označevanje doživelo šele v mednarodni enciklopediji leta 1988 [3], na katero se je kasneje skliceval tudi J. Craig v svojem znamenitem učbeniku robotike [7], ki dolga leta ni imel konkurence.

V naši knjigi [1] smo označevanje kinematičnih parametrov po Denavitu in Hartenbergu imenovali skalarni parametri mehanizma, svoj način označevanja [3] pa vektorski parametri mehanizma. Naše označevanje dopušča poljubno izbiro središča sklepa kjerkoli na njegovi osi, v središča sklepov pa so potem vpeti lokalni koordinatni sistemi, ki so v poljubno izbrani začetni legi vzporedni. Zaradi tega so parametri mehanizma, velikosti in lege segmentov ter lege osi sklepov v splošnem vektorji, vendar imajo pri spretno izbrani začetni legi mehanizma eno ali dve komponenti enaki nič. Zaradi uporabe vektorjev namesto skalarjev se lahko število aritmetičnih operacij v matematičnem modelu mehanizma poveča, vendar gre navadno le za množenja ali seštevanja z nič, kar je pri današnjih računalnikih zanemarljivo. To je „davek“, ki ga velja plačati, saj pridobimo jasno predstavo o gibanju več segmentnega mehanizma, kar pa je v praksi vendarle odločilno.

Preračunavanje direktne kinematike

Lego in gibanje robotskega mehanizma (v tem poglavju nas zanimajo le serijski mehanizmi, s paralelnimi mehanizmi se bomo ukvarjali kasneje) najbolj splošno opredeljujejo vrednosti splošnih (generaliziranih) koordinat mehanizma, to je dolžin translacij in kotov rotacij v sklepih. Tem koordinatam pravimo tudi sklepne ali notranje koordinate. Izvajanje naloge, na primer, prijem nekega objekta v prostoru, pa določimo s koordinatami naloge, ki se običajno nanašajo na pozicijo in orientacijo objekta, ki ga robot prijemlje, glede na prej izbrani mirovni koordinatni sistem. Te koordinate imenujemo tudi zunanje koordinate mehanizma. Če želimo robota premikati tako, da smiselno izvede nalogo prijemanja, moramo matematično povezati notranje in zunanje koordinate. Problem direktne kinematike je naslednji – podane so vrednosti notranjih koordinat mehanizma (lahko tudi njihove hitrosti in pospeški), izračunati pa moramo vrednosti zunanjih koordinat (lahko tudi hitrosti in

pospeške). Dobro je znano, podrobnosti najdemo npr. v [1], da je vektor zunanjih koordinat \mathbf{p} funkcija vektorja notranjih koordinat \mathbf{q} in ju povezuje sistem nelinearnih trigonometričnih algebraskih enačb $\mathbf{p} = \mathbf{p}_q(\mathbf{q})$. Še bolj zajeten sistem enačb dobimo, če nas zanimajo tudi zveze med hitrostmi $\dot{\mathbf{p}} = \mathbf{J}(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}}$ ali pospeški notranjih in zunanjih koordinat $\ddot{\mathbf{p}} = \mathbf{H}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \dot{\mathbf{J}}\dot{\mathbf{q}}^2$, jer je \mathbf{J} Jacobijeva matrika, \mathbf{H} pa Hessova matrika prvotnega sistema enačb.

V teh enačbah, ki imajo v splošnem vektorsko-matrično obliko, lahko nastopajo notranje koordinate kot argumenti trigonometričnih funkcij. Ko so enačbe izpeljane, je pri poznanih vrednostih notranjih koordinat izračun zunanjih koordinat preprost in brez posebnosti. Vedno obstoji le ena sama rešitev, kar v praksi pomeni, da danim vrednostim translacij in rotacij v sklepih pripada le ena lega mehanizma. Glavna teža pri reševanju direktne kinematike serijskih robotov je zatorej v tem, kako čim bolj učinkovito izpeljati potrebne sisteme enačb in kako jih formulirati na način, da v njih pri računanju ne bo nepotrebnih aritmetičnih operacij.

Podlaga vsem izračunom je transformacija med dvema lokalnima koordinatnima sistemoma, ki sta pritrjena na mehanizem na sosednjih segmentih. Ta transformacija ima dva dela, eden se nanaša na razliko v orientaciji koordinatnih sistemov, drugi pa na razliko v poziciji koordinatnih izhodišč. Medtem ko je mogoče drugo matematično prikazati le z enim translacijskim vektorjem, v katerem je skrita smer in dolžina translacije, pa izražamo prvo v splošnem z rotacijsko matriko razsežnosti 3×3 , ki je funkcija treh parametrov, ki so ali trije orientacijski koti ali en kot in vektor osi rotacije. Ker rotacijska matrika ne spreminja dolžin vektorjev, je ortogonalna (inverzna matrika je enaka transponirani), kar prispeva k mnogim računskim poenostavitvam. Kinematične enačbe nato tvorimo kot zaporedje množenj rotacijskih matrik in seštevanj translacij. Zaradi estetskih razlogov ali tudi zaradi lažjega računalniškega progra-

miranja lahko namesto tega uporabljamo zaporedja množenj štiridimenzionalnih homogenih transformacijskih matrik razsežnosti 4×4 , kjer vsaka matrika vsebuje tako transformacijo zaradi rotacije kot transformacijo zaradi translacije. Tak način je v robotiko vpeljal Paul [5] in je danes pogosta praksa, čeprav se število aritmetičnih operacij namnoži zaradi množenj in seštevanj z nič. Pri analitični izpeljavi pa oba načina privedeta do identičnega sistema kinematičnih enačb $\mathbf{p} = \mathbf{p}_q(\mathbf{q})$.

Sredi osemdesetih let smo se v Sloveniji tako kot drugod po svetu precej ukvarjali s tem, kako razviti formalizme, ki nas pripeljejo do sistema kinematičnih enačb, v katerem ni odvečnih aritmetičnih operacij. V enačbi $a\dot{x} + a\dot{y} = a(x + y)$ je leva stran enaka desni v matematičnem smislu, pri računanju pa je na levi strani potrebno izvesti dve množenji in eno seštevanje, na desni pa eno množenje in eno seštevanje. Cilj tedanjih raziskav je bil razviti postopke in računalniške programe za simbolično računanje (programski paketi, kot je Mathematica, še niso obstajali), ki jih je bilo mogoče uporabljati pri vseh mehanizmih in ki so kot rezultat posredovali sistem kinematičnih enačb z minimalnim številom aritmetičnih operacij in to za vse kinematične veličine, kot so pozicije, orientacije, hitrosti, pospeški in drugo. Najbolj učinkoviti so bili zapisi z ugneždenimi iteracijami oziroma rekurzivnimi enačbami. Ne glede na nadaljnji razvoj računalnikov in programske opreme pa je pomen učinkovitega zapisa kinematičnih enačb enak tudi danes. Te enačbe se namreč uporabljajo pri študiju mehanizmov, v računalniških simulacijah, vodenju robotov. Izračun delovnega prostora večstopenjskega robota lahko na najsodobnejšem računalniku traja nekaj minut ali nekaj let, če enačbe niso optimalno formulirane.

Lahko si je zamisliti, kako nas je to težilo pred enim ali dvema desetletjema, ko so računalniki delovali nekaj redov velikosti počasneje od današnjih. Nekateri raziskovalci po svetu so si izmišljali nadomestke za trigonometrične funkcije, drugi

so se poskušali z v robotiki manj znanimi matematičnimi formalizmi, kot je teorija vijačnic ali Cliffordova algebra [8].

Preračunavanje inverzne kinematike

Vzemimo, da imamo na voljo sistem kinematičnih enačb $\mathbf{p} = \mathbf{p}_{\mathbf{q}}(\mathbf{q})$ robotskega mehanizma. Tokrat želimo izračunati vrednosti notranjih koordinat \mathbf{q} pri podanih vrednostih zunanjih koordinat \mathbf{p} . Temu pravimo problem inverzne kinematike. V praksi je preračunavanje inverzne kinematike robota temeljnega pomena, kajti če želimo, da robot opravi premik v z nalogo predpisano lego, moramo pripadajoče vrednosti zunanjih koordinat preračunati v ustrezne vrednosti notranjih koordinat, ki jih uporabljamo pri vodenju motorjev.

Pri serijskih mehanizmih sistema kinematičnih enačb $\mathbf{p} = \mathbf{p}_{\mathbf{q}}(\mathbf{q})$ ne moremo pretvoriti v nasprotno obliko $\mathbf{q} = \mathbf{p}_{\mathbf{q}}^{-1}(\mathbf{p})$, saj ni mogoče eksplicitno izraziti zunanjih koordinat kot funkcije notranjih koordinat. Razlog za to je, da so kinematične enačbe trigonometrične funkcije notranjih koordinat, ki se jih da analitično rešiti samo v posebno enostavnih primerih. Težavnost inverznega problema robotske kinematike se praviloma povečuje, če ima mehanizem več rotacijskih stopenj prostosti, če se osi rotacij ne sekajo ali niso vzporedne.

Pri reševanju problema inverzne kinematike serijskih mehanizmov se spopadamo z več težavami. Prva je neobstojanje realnih rešitev. Problem inverzne kinematike je praviloma rešljiv le znotraj nekega intervala vrednosti zunanjih koordinat, kar je v praktični zvezi z dosegljivostjo mehanizma. Pri vrednostih zunanjih koordinat, ki jih mehanizem ne more doseči, ne obstoji realna rešitev notranjih koordinat. Druga težava je mnogoličnost rešitev. Pri danih vrednostih zunanjih koordinat navadno obstoji več rešitev notranjih koordinat. Te rešitve se praviloma pojavljajo v parih. Legi mehanizma, ki pripada neki kombinaciji notranjih koordinat, pravimo konfiguracija mehanizma. Število konfiguracij pri danih vrednostih zunanjih koor-

dinat je odvisno od kinematične zgradbe mehanizma, največje teoretično možno število konfiguracij je 2^{k-1} pri mehanizmu, ki ima k rotacij. Zanimivost je, da so doslej pri mehanizmu s šestimi rotacijami dokazali največ šestnajst različnih konfiguracij, prav toliko kot pri mehanizmu, ki ima pet rotacij in eno translacijo. Posebej neprijetna težava je kinematična singularnost. Namreč pri nekaterih vrednostih notranjih koordinat, lahko gre za točko v zunanjih koordinatah ali pa celo področje, se število konfiguracij mehanizma zmanjša. Navadno se par rešitev združi v eno. Vendar je potrebno hkrati navesti, da obstajajo tudi takšne kinematične singularnosti, v katerih se število konfiguracij mehanizma poveča v neskončno. Težava je tudi neobstojanje analitične rešitve. V splošnem namreč eksaktne rešitve ni možno dobiti, čeprav pri danih vrednostih zunanjih koordinat realna rešitev notranjih koordinat obstaja. V teh primerih iščemo rešitev z numeričnim iterativnim postopkom, ki pa lahko pri nekaterih začetnih podatkih ne konvergira k rešitvi ali pa ne najde vseh možnih rešitev. Vse skupaj nam otežujejo tudi periodične rešitve, ki se nanašajo na rotacijske koordinate. Na to moramo paziti predvsem pri vodenju mehanizma.

K računanju inverzne kinematike pristopamo na dva načina, analitično ali numerično. Iz prej naštetih razlogov je mnogo bolje, ko je le mogoče, izpeljati analitično rešitev sistema kinematičnih enačb. Izračunati vrednosti notranjih koordinat z uporabo analitičnih izrazov je neprimerno hitrejši pristop, z analitičnimi izrazi pa lahko rokujemo tudi s težavami, kot so mnogoličnost rešitev, neobstojanje realne rešitve in singularnosti. Na žalost je simbolična izpeljava analitične rešitve možna le za enostavnejše robotske mehanizme in večinoma zelo komplicirana. V splošnem velja, da za mehanizem, ki ima več kot tri stopnje prostosti analitično notranjih koordinat ni mogoče izpeljati, razen v posebnih primerih, ko so rotacijski sklepi zaporedoma vzporedni ali pa se njihove osi sekajo v skupni točki.

Ne glede na to, ali eksplicitna analitična rešitev obstoji ali ne, si lahko z metodami simbolične matematike pomagamo pri analizi mehanizma, pri ugotavljanju, koliko rešitev inverzne kinematike mehanizem ima, kakšne so morebitne povezave med rešitvami, kako so te odvisne od vrednosti kinematičnih parametrov in podobno. Simbolično reševanje ima pred numeričnim vrsto prednosti.

Prav reševanje inverzne kinematike serijskih robotov je bilo v začetnih letih robotike eno osnovnih raziskovalnih področij. S praktičnega vidika je bila sreča ta, kar so v robotiki spoznali že v zgodnjih letih, da imajo roboti s šestimi stopnjami prostosti, ki vsebujejo sferično zapestje (med industrijskimi roboti so skorajda vsi takšni) vedno analitično rešitev. V raziskovalnih laboratorijih pa smo si prizadevali razviti drugačne mehanizme, zato je inverzna kinematika predstavljala osrednjo raziskovalno temo. Dandanašnji skorajda ni več kaj dodati, čeprav bi še vedno mogli najti zanimive probleme pri analizi in sintezi mehanizmov, ki imajo sosednje osi sklepov razporejene poševno ali kakorkoli atipično.

Pri simboličnem računanju pravila o tem, po kakšni poti bomo hitreje prišli do rezultata, ni. Postopoma izločamo posamične neznanke, cilj pa je zgraditi zaporedje enačb, v katerih najprej izločimo eno neznanko, nato s pomočjo vrednosti prve izluščimo drugo neznanko, potem s pomočjo prvih dveh naslednjo in tako naprej do konca. Takemu postopku pravimo triangulacija. Nekemu sistemu kinematičnih enačb lahko priredimo različne triangulacije, vprašanje pa je, katera od teh bo, če sploh bo, hitreje pripeljala do končne rešitve za vse koordinate. Eden od prijemov je tudi prevedba sistema trigonometričnih enačb v polinomske enačbe. Reševanje sistema trigonometričnih enačb se tako prevede na iskanje korenov polinoma več spremenljivk [9]. Smisel prevedbe je v tem, da so metode simbolične matematike polinomskih funkcij dobro poznane in omogočajo temeljito analizo robotskih mehanizmov.

K numeričnemu reševanju problema inverzne kinematike moramo pristopiti takrat, ko sistem enačb, ki ga rešujemo, nima analitične rešitve ali pa tudi takrat, ko želimo enačbe rešiti po programu, neodvisno od tega, kakšne so posebnosti mehanizma. Pri reševanju prvotnega sistema trigonometričnih enačb ali pa predelanega sistema polinomskih enačb lahko uporabljamo eno od znanih numeričnih metod. Čar teh metod je, da jih je preprosto oblikovati v splošne algoritme in jih programirati. V kinematiki robotov so se še najbolj uveljavile iterativne gradientne metode, med katerimi je zelo uporabna gradientna Newton-Raphsonova iterativna metoda in njene mnogotere izpeljanke [10]. Pri iterativnih metodah izberemo nek začetni približek vrednosti notranjih koordinat. Cilj je tvoriti zaporedje vrednosti notranjih koordinat, ki se iz iteracije v iteracijo približujejo rešitvi in sicer tako, da razlika med želenimi vrednostmi zunanjih koordinat in dejanskimi vrednostmi koraka pada proti nič. Če proces računanja konvergira, dobimo približno rešitev s pogreškom, ki je manjši od predpisanega. Izhajamo torej iz številskih podatkov in dobimo številski rezultat.

Prva skrb je, kako zagotoviti konvergenco numeričnega postopka. Ta je odvisna od uporabljene metode in od sistema enačb, ki ga rešujemo, ter začetnega približka. Pri nekaterih vrednostih koordinat, kot so singularnosti, numerična metoda verjetno ne konvergira. Postopek lahko ne konvergira tudi zato, ker ni realne rešitve, česar pač ne vemo vnaprej. Če se s spretnim preizkušanjem in z dobrim poznavanjem sistema enačb vendarle uspemo izogniti težavam s konvergenco, pa nam uporaba numerične metode prinaša še en nerešljiv problem. Namreč numerična metoda odkrije le eno rešitev, informacije o drugih rešitvah ne dobimo, ne izvemo niti tega, koliko jih sploh je. Zato so numerične metode uporabne le v simulacijah, le redko jih moremo uporabljati pri vodenju robotov v realnem času ali pri bolj zahtevnih analizah. Vsekakor je potrebno vnaprej vedeti, v kaj se z numerično metodo podajamo.

Reševanje problema inverzne kinematike je zahtevno. Če je le možno, velja poiskati analitično rešitev, vendar ta obstoji samo v posebnih primerih. V splošnem moramo uporabljati numerične metode, ki pa so v mnogih pogledih nezanesljive, ali sploh ne privedejo do rešitve ali najdejo samo eno, ko jih obstaja več, ali pa potrebujejo toliko računanja, da postane njihova uporaba nesmiselna. Pri tem vnaprej ne vemo, s katero od težav se bomo med računanjem srečali in ali jo bomo sploh lahko na kak način premostili.

Načrtovanje in analiza robotskih mehanizmov

Mehanizem je skupina s sklepi povezanih teles, ki so vsaj na enem koncu pritrjeni na mirujočo podlago. Gibljivost in dosegljivost mehanizma, njegova kinematika in tudi dinamika, imajo v robotiki ključno vlogo, saj določajo, kakšne naloge bo robot mogel izvajati. Vse te lastnosti so odvisne od velikosti in razporeditve sklepov in segmentov, vrste sklepov, od njihovega števila (čemur na kratko rečemo od kinematike mehanizma) ter tudi od teže, vztrajnostnih momentov segmentov in motorjev, ki mehanizem poganjajo (čemur v kratkem pravimo kar dinamika mehanizma). Študij kinematike mehanizma, najsi bo analiza in sinteza, je podlaga načrtovanju in vodenju robotov, saj vpliva na njegove gibalne in statične lastnosti, na dinamiko mehanizma in na njegovo konstrukcijo.

Funkcionalne lastnosti mehanizma formuliramo z različnimi kriterijskimi funkcijami, med te sodijo dosegljivi in priročni delovni prostor, manipulabilnost, kinematični indeks in druge. Gledano z današnjega časa na zgodovino robotskih mehanizmov je prav nenavadno, kako malo smo vedeli o lastnostih tedaj še zelo preprostih mehanizmov. Temeljite analize bolj zahtevnih serijskih mehanizmov in paralelnih mehanizmov ter s tem povezana nekatera splošnejša spoznanja so bila objavljena šele globoko v devetdesetih letih. Malo smo vedeli (in še danes ne dosti več) o mehanizmih z zaporedoma poševnimi rotacijami

ali pa o učinkih različnih tipov kinematičnih singularnosti na gibljivost.

Delovni prostor je območje delovanja mehanizma, v katerem ima ta neko lastnost, sposobnost, da prenaša določeno breme ali pa doseže določeno hitrost. Sem lahko štejemo ne samo kinematične, ampak tudi statične ali dinamične lastnosti. Običajno razumemo delovni prostor kot območje, povezano z dosegljivostjo mehanizma. Ta je odvisen od zgradbe mehanizma, to je od števila stopenj prostosti, od razporeditve stopenj prostosti, od dolžin segmentov in od omejitev gibanja pri posameznih koordinatah. Največkrat preučujemo dosegljivi delovni prostor, ki se nanaša zgolj na možno pozicijo prijemala ali orodja na vrhu mehanizma, in priročni delovni prostor, ki upošteva tudi orientacijo prijemala [11]. Izračun delovnega prostora je enostaven, vendar zelo dolgotrajen, zato je še dandanes na tem področju kaj doprinesti pri matematični formulaciji problema, učinkovitosti računanja, pri načinu grafičnega prikazovanja ali pri določanju novih kriterijskih funkcij, ki so vezane na različne lastnosti robotov. Pri tehtanju kakovosti delovnih prostorov smo se navadno zanašali na njihovo velikost, ki smo jo merili predvsem s prostornino. Naknadno smo pokazali, da je takšna slika enostranska, saj ne upošteva oblike. Če je delovni prostor razpet na široki površini in prazen v notranjosti, je za splošno uporabo v robotiki nekoristen. Bolje je, da je delovni prostor zaokrožena celota. O tem govori kriterij, ki smo ga vpeljali v svojih delih in ga poimenovali kompaktnost. Najbolje je, da ima robotski delovni prostor, če mislimo na manipulatorje, veliko prostornino in veliko kompaktnost. Nekaj takega velja za dosegljivost človeške roke, kar lahko tudi matematično pokažemo.

Zaradi težav z vodenjem robotov, ki so imeli več rešitev problema inverzne kinematike, so raziskovalci skušali razvijati mehanizme, ki so v delovnem prostoru imeli čim manj rešitev. Naš razmislek pa je šel v nasprotno smer, saj pomeni več rešitev

v resnici večjo fleksibilnost pri izvajanju delovnih nalog. Pri neki kombinaciji notranjih koordinat, t.i. konfiguraciji mehanizma, lahko mehanizem trči s telesom v oviro in naloge ne more izvesti, v drugi konfiguraciji, ki pripada istim zunanjim koordinatam, pa te težave ni. Število rešitev inverzne kinematike smo v svojih delih poimenovali kinematična prilagodljivost in ugotovili, da je večja kinematična prilagodljivost z vidika uporabe robota dobra lastnost in ne slaba [12]. To razmišljanje je postajalo prevladujoče s časom tudi med drugimi kolegi, dokončno pa je prodrlo z vpeljevanjem redundantnih robotov, ki imajo neskončno kinematično prilagodljivost. To je potrdil tudi B. Roth v svojem plenarnem preglednem predavanju na konferenci World Automation Congress leta 1996 v Montpelieru, ko je pri tem navajal prav naše raziskave.

Če se robot premakne v notranjih koordinatah za vektor $d\mathbf{q}$, ki je omejen znotraj kroglice $d\mathbf{q}^T d\mathbf{q} = \varepsilon$, se premik v zunanjih koordinatah $d\mathbf{p}$ izvede znotraj elipsoida $d\mathbf{p}^T \mathbf{A} d\mathbf{p} = \lambda$. Tu je \mathbf{A} pozitivno definitna kvadratna matrika. To je manipulabilnostni elipsoid, ki ga je vpeljal T. Yoshikawa, da bi določal gibalne lastnosti robota v različnih legah [13]. Če je elipsoid bolj ploščat, se lahko robot pri neki hitrosti notranjih koordinat v eno smer, izraženo v zunanjih koordinatah, giblje hitreje, v drugo pa počasneje. Elipsoid je povsem ploščat v kinematični singularnosti, saj se vsaj v eno od možnih smeri takrat ne more premikati. Manipulabilnost je definirana kot volumen manipulabilnostnega elipsoida in z eno številko ponazarja razmerje hitrosti zunanjih koordinat glede na hitrosti notranjih koordinat. Kinematični indeks pa je mera, ki primerja najkrajšo stranico elipsoida z najdaljšo, torej se nanaša na obliko. V nekem primeru bi želeli, da bi imel robot velike in okrogle manipulabilnostne elipsoide v svojem delovnem prostoru, v kakšnem drugem primeru pa, da bi bili ti bolj ploščati. Težava, zaradi katere moramo biti pri manipulabilnosti in kinematičnem indeksu zadržani, pa je, da je mera odvisna od enot in velikosti

mehanizma, zato je doživela že veliko kritike. Absolutno merilo manipulabilnost zagotovo ni, možno pa je z njeno uporabo vendarle smiselno primerjati nekega robota samega s seboj v različnih legah ali pri različnih vrednostih parametrov.

Kinematika in vodenje robotov

Robotska kinematika je podlaga vodenju robotov na dveh nivojih in sicer na najnižjem nivoju v neposredni povezavi z regulacijo motorjev in na strateškem nivoju. Mislimo na načrtovanje nominalnih trajektorij, ki služijo kot vhodi v regulatorje motorjev, in na planiranje gibanja v nestrukturiranem in spremenjajočem se delovnem okolju.

Načrtovanje trajektorij obsega predvsem generiranje časovnih potekov vhodnih signalov v sistem vodenja, ki zagotavljajo, da se robot giblje na z nalogo predpisani način. Poznamo predvsem dva načina generiranja trajektorij, eden se nanaša na gibanje od dane začetne do dane končne točke, drugi pa na gibanje skozi serijo točk, kjer se robot ne ustavlja. Potrebno je ustvariti pripadajoče gladke krivulje v notranjih koordinatah ter njihove hitrosti in pospeške, ki kolikor mogoče upoštevajo realistične kinematične in dinamične lastnosti robota. Splošneje je naš cilj časovnemu zaporedju točk, to je vektorjev zunanjih koordinat, v katerih so predpisane tudi hitrosti in pospeški, poiskati pripadajoče časovno zaporedje vektorjev notranjih koordinat ter jih povezati z vmesnimi približki in tako generirati zvezne krivulje notranjih koordinat, s katerimi bo robot izvedel zadano delovno nalogo. Celotne krivulje sestavimo z interpolacijo ali zleпки, katerim v posameznih odsekih določimo tudi hitrostne profile. Najbolj enostaven in uporabljen je trapezoidni hitrostni profil, kjer je prva faza pospeševanje, tretja faza zaviranje, v vmesni fazi pa je hitrost konstantna. Takemu osnovnemu načinu, kjer je težava v tem, da je pospešek nezvezna stopničasta funkcija, moremo nadgraditi tudi bolj kompleksne rešitve. Pri tem je pomembno, da pospeški ali tudi odvodi

pospeškov ne presegajo največjih vrednosti, ki jih omogočajo motorji pri največjih obremenitvah, hkrati pa ne smemo pretirano slabiti dinamike robota. Preveliki skoki v pospeških prispevajo k napaki pri sledenju nominalnim krivuljam, prevelika zadržanost pri pospeških pa bo nerazumno upočasnila robota pri izvajanju naloge. Raziskave na tem področju so večinoma starejšega datuma, ustrezne rešitve lahko danes najdemo v vsakem resnejšem učbeniku, ki obravnava vodenje robotov [14].

Pri večini robotskih aplikacij lahko predpostavimo, da se gibanje robota odvija v delovnem prostoru, v katerem ni ovir. To je pogosto pri industrijskih aplikacijah robotov, kjer so posamezne faze delovnih procesov natančno določene in kjer so orodja, zalogovniki, tekoči trakovi in drugi objekti praviloma umaknjeni iz delovnega prostora robota oziroma so sinhronizirani z njegovim gibanjem, tako da se ta lahko prosto giblje po predpisanih krivuljah. Nasprotno pa so okolja, v katerih delujejo servisni roboti, nestrukturirana in nedeterminirana. Roboti se morajo izogibati oviram, s tipali in senzorji morajo prepoznavati značilnosti okolja ter v realnem času planirati poti, se učiti in prilagajati način izvedbe naloge. Preračunavanje kinematike je lahko zajeto v vseh fazah od zaznavanja okolja in inteligentnega planiranja na strateškem nivoju do najnižjega nivoja tvorjenja posameznih trajektorij gibanja, kjer je potrebno upoštevati posebnosti posameznega robotskega mehanizma. S kinematičnega vidika je teža na preslikavi objekta v delovnem prostoru robota v njegov konfiguracijski prostor, to je v prostor notranjih koordinat. Posamezno konfiguracijo robota, to je kombinacijo notranjih koordinat, vidimo v konfiguracijskem prostoru kot točko. Objekt v delovnem prostoru pa preslikamo v področje konfiguracij, ki jih robot ne sme doseči. Vsak objekt se v konfiguracijskem prostoru pokaže kot temna lisa nedosegljivih konfiguracij. Gibanje robota nato načrtujemo po prostih poteh dosegljivih konfiguracij. Tako zagotovimo, da robot ne trči v oviro med izvajanjem naloge. Glavno vprašanje pri tem

je, kako preslikati scene v delovnem prostoru naloge v konfiguraijski prostor robota (v ozadju gre za preračunavanje inverzne kinematike) dovolj hitro, da bomo lahko sledili zahtevam vodenja. Različne metode temeljijo na aproksimacijah ter na uporabi različnih kriterijskih funkcij.

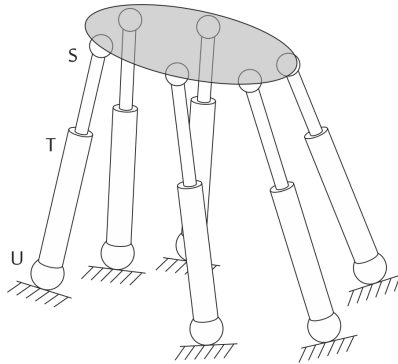
V zadnjih letih raziskujejo in vpeljujejo metode, ki uporabljajo nevronske mreže in spominjajo na inteligentno ravnanje človeka, naslanjajo se na opazovanje okolja, preizkušanje in samoučenje. Pri tem skušajo obiti standardna preračunavanja kinematike in dinamike, vendar sta obe kljub temu bolj ali manj vidno zajeti v doseženem rezultatu ne glede na to, ali ju obravnavajo z matematičnimi izrazi ali z nekimi drugimi simbolizmi. Tudi ljudje svojega gibanja ne planiramo na podlagi reševanja sistemov nelinearnih enačb, ampak smo poznavanje fizičnih lastnosti svojega telesa, kinematike in dinamike, zgradili na neštetih poskusih od prvih dni svojega življenja naprej.

3.2 Nekateri novejši smeri raziskav v robotski kinematiki

Paralelni roboti

Človeška roka in mnogi drugi mehanizmi, ki jih srečamo v naravi, so le na prvi pogled serijski mehanizmi. Mogli bi, vzemimo, reči, da ima človeška roka v seriji razporejene ramenski sklep, ki mu sledijo segment nadlahtnica, nato komolčni sklep, segment podlahtnica, sklep zapestje in na koncu segment dlan. V resnici pa so sklepi in segmenti roke prepleteni z mišicami in vezmi, ki delujejo paralelno, v nekaterih primerih so mišice razpete tudi preko dveh sklepov. Gibanje komolca je celo v najbolj grobi poenostavitvi posledica krčenja dveh mišic, ki sta razporejeni paralelno, mišice biceps spredaj in mišice triceps zadaj, in podobno velja za druge sklepe. Človeška rama vsebuje preko dvesto mišic, ki delujejo paralelno. Paralelni mehanizmi

so pri živih organizmih vsaj toliko pogosti kot serijski, v naravi je še največ kombinacij obeh vrst mehanizmov. V robotiki so se paralelni mehanizmi pričeli uveljavljati dobrega četrta stoletja kasneje od serijskih, čeprav so bili poznani že prej. Stewartova ploščad, ki velja za najbolj splošno čisto paralelno zgradbo, so patentirali že v šestdesetih letih, ko so se pojavili tudi prvi serijski robotski manipulatorji. Na sliki 3.2 je predstavljena Stewartova ploščad, ki jo sestavlja šest enakih nog, to je serijskih mehanizmov s po šest stopnjami prostosti, univerzalnim sklepom U, translacijskim sklepom T (ta je običajno pogonski sklep) in sferičnim sklepom S.



Slika 3.2: Stewartova ploščad

Noge so vpete med podlago in ploščadjo, ki ima zaradi takšne zgradbe nog šest prostostnih stopenj, tri omogočajo pozicioniranje ploščadi, tri pa orientiranje. Značilnost paralelnih mehanizmov je, da tvorijo eno ali več zaprtih kinematičnih verig in da imajo pasivne sklepe, ki nimajo motorjev. Število stopenj prostosti paralelnega mehanizma je zato manjše od skupnega števila stopenj prostosti v sklepih.

Poznamo več deset kinematičnih zgradb paralelnih mehanizmov z različnim številom prostostnih stopenj, v industrijski praksi pa se je doslej uveljavilo le nekaj od teh. Med najpo-

membnejšimi objavami na tem področju je knjiga Jean-Pierra Merleta [15]. Vsi pomembnejši proizvajalci robotov vključujejo paralelne robote v svoj proizvodni program, še najbolj pogost je t.i. Delta robot, ki so ga patentirali v Švici v začetku osemdesetih let. Daleč najbolj uveljavljen in izpopolnjen kirurški robot Da Vinci je prav tako paralelne kinematične zgradbe. V primerjavi s serijskimi mehanizmi imajo paralelni mehanizmi nekatere prednosti, kot so velika nosilnost, togost in natančnost. S paralelnim mehanizmom moremo doseči tudi izvrstne dinamične lastnosti, zaradi velikega števila pasivnih sklepov je lahko njihova konstrukcija dokaj enostavna. Med slabosti štejemo predvsem manjši delovni prostor, zapleteno preračunavanje kinematike in kinematične singularnosti.

Tudi pri paralelnih mehanizmih sta temeljni računski nalogi rešiti direktni in inverzni problem kinematike, vendar so v tem primeru stvari glede na serijske mehanizme obrnjene na glavo, izračun inverzne kinematike je relativno enostaven, izračun direktne kinematike pa izredno težaven, če je sploh mogoč. Pri paralelnih mehanizmih večinoma ni težko izpeljati sistema enačb inverzne kinematike $\mathbf{q} = \mathbf{q}_p(\mathbf{p})$, torej eksplicitno izraziti notranje koordinate (največkrat so to dolžine nog) kot funkcijo zunanjih koordinat (največkrat so te definirane kot koordinate pozicije in orientacije ploščadi). Enačbe moremo izpeljati z malo matematične spretnosti in poznavanjem geometrije mehanizma. Tukaj se zunanje koordinate v enačbah pojavljajo kot argumenti trigonometričnih funkcij, vendar če so njihove vrednosti poznane, ni težav pri računanju notranjih koordinat. Navadno je tudi rešitev zgolj ena.

Vse je drugače, ko moramo rešiti direktno kinematiko paralelnega mehanizma in izračunati zunanje koordinate v odvisnosti od notranjih. Spopasti se je potrebno z naslednjimi, največkrat tudi nerešljivimi, težavami. Prva je neobstojanje realne rešitve, saj pri neki kombinaciji vrednosti notranjih koordinat (dolžin nog) realne rešitve za lego ploščadi ni. Pri serijskih

robotih je nerealne rešitve inverzne kinematike mogoče predvideti, saj so večinoma povezane z dosegljivostjo mehanizma, pri paralelnih robotih pa se te pojavljajo tudi v področjih znotraj pričakovanega delovnega prostora. Težave pri reševanju direktne kinematike so povezane tudi s tem, da le redko obstoji le ena rešitev. Mnogoterost rešitev pri paralelnih mehanizmih predstavlja zahteven problem, saj se te ne pojavljajo v simetričnih vzorcih, kot je to pri serijskih mehanizmih. Potrebne so dolgotrajne simbolične in numerične analize, da se v konkretnem primeru sploh lahko ugotovi, koliko rešitev nek mehanizem ima. Raziskovalci so več let iskali dokaz o številu rešitev za Stewartovo ploščad. Šele leta 1994 je Manfred Husty na simpoziju *Advances in Robot Kinematics* v Ljubljani na neformalni in neobjavljeni predstavitvi nakazal matematični dokaz, da je teh rešitev štirideset. Že to število je nenavadno, saj ni potenca števila dve. Vprašanje pa je ostalo, ali mehanizmi s štiridesetimi realnimi rešitvami sploh obstajajo. Prvi numerični izračun in grafični prikaz štiridesetih rešitev je objavil Peter Dietmaier na istem simpoziju v Salzburgu [16]. Mogoče tudi je, da vseh rešitev paralelni robot v praksi sploh ne more izvesti, saj se mu noge pri prehodu iz ene v drugo lego ploščadi križajo. Tako moramo pri eni legi ploščadi tak mehanizem razstaviti in ponovno sestaviti pri drugačni legi ploščadi. Na tem področju še nismo zasledili resnejših raziskav. Ob neobstojanju realnih rešitev in mnogoterosti rešitev nam greni delo s paralelnimi roboti tudi neobstojanje analitičnih rešitev direktne kinematike, saj je uporaba numeričnih metod pri tako zapletenih problemih vse prej kot praktična.

Pri paralelnih mehanizmih ne smemo prezreti niti težav s kinematičnimi singularnostmi. Pri serijskih robotih so te obvladljive, saj se kažejo v tem, da robot izgubi stopnjo prostosti in potem v najslabšem primeru ne more v celoti opraviti zadane naloge ali pa, ker ne more motorjev pognati do neskončnih hitrosti, začasno skrene s poti. Pri paralelnih robotih

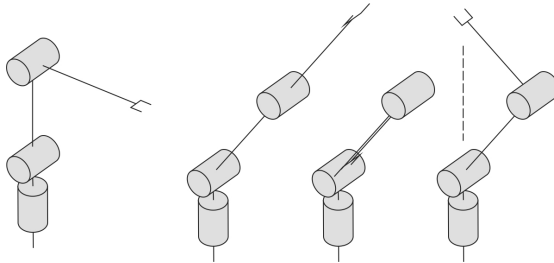
v kinematični singularnosti robot pridobi stopnje prostosti, ki so neobvladljive, ker robot nima zadostnega števila motorjev.

Iz navedenega je lažje razumeti, zakaj so se paralelni roboti pojavili v praksi toliko kasneje od serijskih. Medtem ko so se v osemdesetih letih serijski roboti v industriji že dodobra uveljavili, pa do tistega časa paralelnih robotov skorajda nismo poznali; niti jih nismo razumeli, niti nismo razvili učinkovitih matematičnih orodij, s katerimi bi mogli analizirati in razvijati primerne robotske mehanizme ali zasnovati vodenje in programsko opremo. Ni bilo znanstvenih podlag in tudi ne inženirskega znanja. Prvi znanstveni prispevki na tem področju segajo v sredo osemdesetih let, večji dosežki pa šele v drugo polovico devetdesetih, celih petintrideset let po pojavu prvih industrijskih robotov. Sodobne raziskave na področju robotske kinematike paralelnih mehanizmov dnevno odpirajo nove in nove probleme. Eden od takih je razvoj robotskih mehanizmov, ki so sestavljeni iz serije paralelnih mehanizmov ali pa so med seboj prepleteni z nogami, ki segajo preko dveh ali več paralelnih mehanizmov. To so sistemi, ki po kinematični zgradbi spominjajo na humanoidno roko ali nogo, kjer je biartikularna vez čisto običajna.

Kinematične singularnosti

Kinematične enačbe serijskega robota $\mathbf{p} = \mathbf{p}_q(\mathbf{q})$ lahko odvedemo na čas in dobimo hitrosti $\dot{\mathbf{p}} = \mathbf{J}(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}}$, kjer je $\mathbf{J}(\mathbf{q})$ Jacobijeva matrika. Ta zajema parcialne odvode vektorske funkcije \mathbf{p}_q na notranje koordinate \mathbf{q} . Namesto te oblike s hitrostmi moremo uporabiti tudi obliko z inkrementi $d\mathbf{p} = \mathbf{J}(\mathbf{q})d\mathbf{q}$. Jacobijeva matrika je v splošnem funkcija notranjih koordinat in se zato spreminja s spreminjanjem lege robota. Pri določenih vrednostih notranjih koordinat se matrika lahko izrodi, tem legam pravimo kinematične singularnosti mehanizma. V kinematični singularnosti pripada od nič različnemu končnemu inkrementu zunanjih koordinat $d\mathbf{p}$ neskončno velik inkrement notranjih ko-

ordinat $d\mathbf{q}$. Tako lahko na kinematično singularnost gledamo kot na povsem matematično lastnost sistema Jacobijevih enačb, ko Jacobijeve matrike ne moremo invertirati in utegnemo zato imeti različne numerične probleme, lahko pa jo vidimo tudi kot lastnost mehanizma, saj je mehanizem v kinematični singularnosti dejansko omejen in se ne more gibati vsaj v eni smeri, ki jo določa neka linearna kombinacija zunanjih koordinat. Že tudi bližina kinematični singularnosti je pri gibanju robota lahko usodna, če je delovna naloga nepazljivo predpisana. Pri standardnih serijskih mehanizmih se kinematične singularnosti pojavljajo vedno na robu dosegljivosti, redko znotraj delovnega prostora, odvisno od kinematične zgradbe. Pri načrtovanju delovne naloge je to potrebno upoštevati, na žalost pa uporabniki navadno o kinematičnih singularnostih malo vedo, ker jih nanje proizvajalci robotov ne opozarjajo.



Slika 3.3: Singularne lege členkastega manipulatorja

Tristopenjski členkasti mehanizem robotskega manipulatorja na sliki 3.3 (levo) lahko pri pozicioniranju zaide v dva tipa kinematične singularnosti. Pri enem je tretji sklep popolnoma iztegnjen ali popolnoma skrčen (primera v sredini), takrat se prijemalka ne more premikati v radialni smeri vzdolž drugega oziroma tretjega segmenta. Druga singularnost pa je, ko je prijemalka na osi prvega sklepa (desno), takrat se prijemalka ne more gibati prečno na to os v smeri osi druge in tretje rotacije.

Področja kinematične singularnosti, ki so lahko osamljene točke, krivulje ali ploskve, predočimo v prostoru zunanjih ali notranjih koordinat. Mnogo let je veljalo, da je kinematična singularnost meja med dvema ali več konfiguracijami mehanizma. To drži kvečjemu pri mehanizmih, ki imajo zaporedoma vzporedne ali pravokotne sklepe. Šele kasnejše raziskave so pokazale, da so takšni mehanizmi le izjeme. Mehanizem, pri katerem so osi stopenj prostosti nameščene poševno ena na drugo, se praviloma lahko prestavi med konfiguracijama, ne da bi prešel skozi singularno konfiguracijo.

Velike korake pri preučevanju kinematičnih singularnosti predvsem serijskih robotov smo videli zlasti v prvi polovici devetdesetih [17]. Izkazalo se je, da obstajajo različni tipi kinematične singularnosti, kar vpliva na delovanje robotskega mehanizma, kako ta zaide v kinematično singularnost, kakšne so omejitve pri gibanju in kako lahko robot iz kinematične singularnosti ubeži. Razširjeno je bilo mišljenje, da se je potrebno kinematičnim singularnostim izogibati tako pri vodenju robotov in programiranju delovne naloge kakor pri načrtovanju kinematične zgradbe mehanizma. Cilj je bil, kako z ustrezno zgradbo in izborom kinematičnih parametrov kinematične singularnosti izriniti iz osrednjega dela delovnega prostora mehanizma, recimo iz ospredja v ozadje, ki ga mehanizem zaradi omejitev v sklepih ne more doseči.

Pri preučevanju človeškega gibanja pa smo spoznali, da človek s kinematičnimi singularnostmi nima nikakršnih problemov. Pri svojem gibanju se legam kinematične singularnosti ne izogiba, prav nasprotno, kinematične singularnosti človek izrablja v svojo korist, da bi zmanjšal napor. Matematično lahko pokažemo, da je v smeri zaradi kinematične singularnosti omejenega gibanja vpliv zunanje sile na motorje manjši. Če deluje zunanja sila v smeri, v katero se robot zaradi kinematične singularnosti ne more premakniti, so navori v motorjih enaki nič. Človek pri dvigovanju uteži prične dvig z iztegnjenimi rokami,

torej v kinematični singularnosti, nato potegne utež s sunkom v singularno lego, to je, ko je utež v bližini ramen, kjer prestavi lego rok v ugodnejši položaj ter nato s sunkom potisne utež do iztegnjenih rok v singularnost, ko je obremenitev na sklepe spet minimalna. Tako človek deluje pri veliki večini opravil, pri stoji, hoji ipd. [18]. Problemi s kinematično singularnostjo v robotiki očitno niso v kinematični singularnosti, temveč v naivnem ali napačnem načrtovanju delovnih nalog.

Zaključki, ki smo jih pravkar navedli, veljajo za serijske mehanizme oziroma tudi za serijska zaporedja paralelnih mehanizmov, pri čistih paralelnih mehanizmih pa je s kinematičnimi singularnostmi samo še večji križ. Pri paralelnih mehanizmih ima Jacobijev sistem enačb naslednjo obliko $d\mathbf{q} = \mathbf{Y}(\mathbf{p})d\mathbf{p}$, kjer je $\mathbf{Y}(\mathbf{p})$ Jacobijeva matrika, v kateri nastopajo parcialni odvodi notranjih koordinat na zunanje. Matrika je funkcija zunanjih koordinat in je pri kakšni kombinaciji vrednosti zunanjih koordinat lahko izrojena. To je kinematična singularnost paralelnega mehanizma. Ko paralelni mehanizem zaide v kinematično singularnost, ploščad pridobi eno ali več stopenj prostosti, ki jih z vgrajenimi motorji ne moremo poganjati, tako je kinematična singularnost za paralelni mehanizem pogubna. Dodatna gibljivost mehanizma ne koristi ničemur, ker pridobljenih stopenj prostosti ne moremo voditi. Prepoznavanje in preračunavanje kinematičnih singularnosti pri paralelnih robotih je zato ključno že v fazi načrtovanja, pa tudi kasneje pri vodenju robota. Paralelni robot med delovanjem nikakor ne sme zaiti v kinematično singularnost, ker lahko pride do poškodbe robota in drugih objektov v njegovi bližini, sam pa se iz nje ne more izviti, ker bi potreboval dodatne motorje.

Študij gibanja robotov z upoštevanjem kinematičnih singularnosti, posebej ko želimo poudariti kakšno posebno lastnost robota, kot je velika nosilnost ali velika hitrost, najsi gre za serijske ali paralelne robote, ostaja odprto raziskovalno področje, še posebej če ga povežemo tudi s kinematično redundanco.

Kinematična redundanca

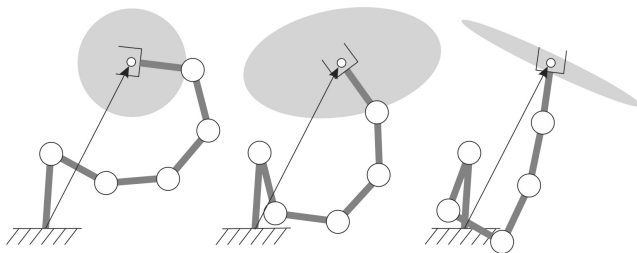
V grobem približku bi mogli reči, da je primarna naloga človeške roke z dlanjo in prsti prijeti predmet, ki leži v prostoru, ter ga prestaviti v neko drugo lego, pozicijo in orientacijo, kot to zahteva opravilo. Takšno nalogo lahko človeška roka opravi na neskončno načinov, saj vsaki legi dlani v prostoru pripada nešteto konfiguracij roke, komolec je lahko višje ali nižje, rama potisnjena naprej ali nazaj. Temu je tako, ker je mehanizem človeške roke z vidika pozicioniranja in orientiranja dlani v prostoru kinematično redundanten. Roka bi za izvedbo takšne naloge potrebovala šest stopenj prostosti, kot vemo, jih ima mnogo več. Mehanizem, ki ima n stopenj prostosti in toliko notranjih koordinat, lahko izvaja delovno nalogo, ki jo opišemo z m zunanjimi koordinatami, če je $n \geq m$. Mnogo let smo v robotiki obravnavali le takšne robote, ki imajo $n = m$ stopenj prostosti. Ko ima mehanizem $n < m$ stopenj prostosti, naloge ne more v celoti izvesti, ko pa je $n > m$, pravimo, da je kinematično redundanten, pojavu pa kinematična redundanca. Kinematični redundanci smo se v začetnih letih robotike izogibali, češ da je matematična obravnava prezahtevna in da je robot s preveč stopnjami prostosti predrag. Pri reševanju direktne kinematike, v mislih imamo le serijske robote, ko so podane vrednosti notranjih koordinat in je potrebno izračunati vrednosti zunanjih koordinat, ni posebnosti in sicer ne glede na to, ali je $n > m$. Pri reševanju inverzne kinematike, ko je potrebno izračunati več notranjih koordinat n , kot je enačb m , pa se zaplete. Sistem kinematičnih enačb $\mathbf{p} = \mathbf{p}_q(\mathbf{q})$ je tedaj poddeterminiran, saj imamo na razpolago manj enačb, kot je neznank, rešitev pa je neskončno veliko. V primeru, ki smo ga navedli s človeško roko, pripada neki legi dlani neskončno konfiguracij, to je kombinacij notranjih koordinat, med katerimi lahko mehanizem prehaja, ne da bi se spreminjale vrednosti zunanjih koordinat. Pri nespremenjenih vrednostih zunanjih koordinat se mehanizem redundantnega robota še vedno lahko

giblje, takšno gibanje pa poznamo pod imenom lastno gibanje in je značilnost redundantnih mehanizmov. Tudi pri neredundantnem mehanizmu, ko je $n = m$, lahko obstoji več rešitev inverzne kinematike, vendar je število končno. Neredundanten mehanizem ne more preiti iz ene konfiguracije v drugo, ne da bi se pri tem spremenile vrednosti zunanjih koordinat.

Zaradi te lastnosti lahko robot, ki je kinematično redundanten, izvaja primarno nalogo in se ob tem prilagaja zahtevam še kakšne druge sekundarne naloge. Pri varjenju, na primer, lahko redundanten robot premika varilno pištolo po predpisani krivulji, medtem pa se z mehanizmom izogiblje oviram, minimizira obremenitve v motorjih ali kaj drugega. Redundantni roboti nudijo neizmerno možnosti pri izvajanju nalog in omogočajo prilagajanje različnim kriterijem hkrati. Temeljno matematično vprašanje je, kako rešiti sistem poddeterminiranih enačb in poiškati rešitve za notranje koordinate, tako da bo robot zagotovo izvedel zadano primarno nalogo in da bo hkrati, kolikor bo to dovoljevala primarna naloga, izvajal tudi eno ali več sekundarnih nalog. V teoriji se je najbolj uveljavila metoda prioritete nalog [19], ki deluje tako, da robot, ki je kinematično redundanten, nemoteno izvaja primarno nalogo, sekundarne naloge pa so njej popolnoma podrejene, imajo nižjo prioriteto.

Kinematična redundanca je nekaj povsem normalnega v živi naravi, saj omogoča, da se organizmi prilagajajo različnim zahtevam opravil, ki jih izvajajo. Človeška roka ima na desetine mišic, njena primarna naloga pa je, da pozicionira in orientira dlan, za kar bi zadostovalo le šest mišičnih parov. S preprostimi matematičnimi modeli moremo pokazati, da človek pri dvigovanju uteži ali pri natančnem risanju uporablja povsem drugačne konfiguracije roke. V prvem primeru teži k temu, da so manipulabilnostni elipsoidi ploščati v smeri delovanja sile, v drugem primeru pa k temu, da so elipsoidi čim bolj okrogli v vse smeri gibanja.

Na sliki 3.4 smo prikazali primer ravninskega robota s petimi rotacijami, ki v isti poziciji prijemala s spreminjanjem konfiguracije mehanizma spreminja pripadajoči manipulabilnostni elipsoid in tako učinkovito prilagaja svoje kinematične in statične lastnosti.



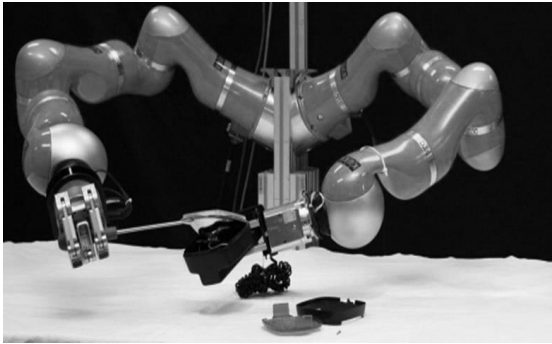
Slika 3.4: Kinematična redundanca omogoča, da robot spreminja obliko manipulabilnostnega elipsoida pri isti poziciji prijemala.

Danes si robotike brez uporabe kinematične redundance ni mogoče zamišljati, redundanca bo še veliko let področje študija in raziskovanja. Poleg praktičnih se vsak dan odpira vse več teoretičnih vprašanj vodenja in načrtovanja redundantnih ali hiperredundantnih (kačam podobnih) robotov. Eno od nerešenih vprašanj smo tudi sami raziskovali pred dobrim desetletjem ter se nanaša na določanje zaloge vrednosti v notranjih koordinatah, ki opredeljujejo obseg kinematične redundance. Edino doslej uveljavljeno merilo je stopnja redundance, ki je definirana kot razlika med številom notranjih in zunanjih koordinat. To pa dejansko predpisuje samo razsežnost prostora, v katerem moremo izbirati vrednosti notranjih koordinat, ničesar pa ne pove o njegovi velikosti, obliki in morebitni razcepljenosti v podprostore in drugo. Pokazali smo, da se že pri preprostem ravninskem 3R mehanizmu, katerega naloga je pozicionirati prijemalo v ravnini, v posameznih predelih delovnega prostora zaloge vrednosti notranjih koordinat, ki je na razpolago izvajanju sekundarne naloge, razpolovi v dva ločena dela. V preprostem

jeziku ima v takem predelu robot na razpolago le polovico svoje kinematične redundance.

Kinematika humanoidnih robotov

Ko smo v pionirskih časih robotike vpraševali po podobnosti robota s človekom, nam je večina strokovnjakov odkimala, češ da humanoidni roboti sodijo bolj v domišljjski svet umetnosti kot v znanost. Danes v svetu ni renomiranega robotskega laboratorija, ki se ne bi ukvarjal tudi s humanoidnimi roboti (slika 3.5).



Slika 3.5: Dvoročna manipulacija po vzoru človeka z robotoma Kuka.

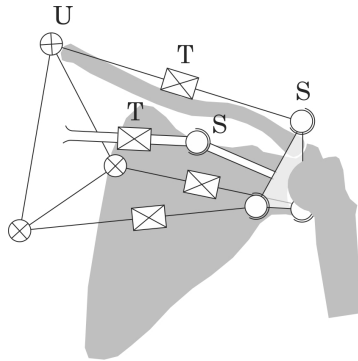
Nekdaj so govorili o tovarni prihodnosti, ki bo temna, brez luči in oken, v kateri ne bo več človeka, ampak le robotizirani stroji, ki jih bomo programirali na razdaljo s točkami in matematičnimi krivuljami, ki bodo s svojo natančnostjo, nosilnostjo in hitrostjo daleč nad človekom. Zadnja leta si take prihodnosti ne slikamo več, tovarno prihodnosti vidimo kot svetlo in zeleno in v kateri bosta človek in robot komunicirala, sodelovala, si pomagala in se medsebojno učila. Čeprav se zdi naivno, skoraj filmsko, pa gredo sodobne raziskave nedvomno v to smer. Humanoidni roboti vztrajno vstopajo v naš vsakdan, kar pa ne pomeni, da bodo industrijski manipulatorji zapuščeni, vsakdo bo

prevzemal svojo vlogo v industriji in v drugih področjih našega življenja. Razvoj humanoidnih robotov in s tem preučevanje človeka, njegovih mehanskih, inteligenčnih in psihičnih sposobnosti ima mnogotere implikacije, posega v vsa naša področja delovanja, od hišnih opravil, operacij v bolnišnicah, v rehabilitaciji, rekreaciji in športu, izobraževanju, zabavi in industriji.

Poleg drugih za robotiko zanimivih lastnosti, ki jih premore človek, kot so inteligenca, intuicija, ustvarjalnost, prepoznavanje in percepcija okolja, senzorika in dinamika, nas človeško telo inspirira tudi v kinematičnem smislu. Že pred mnogimi leti smo se navduševali nad kinematično zgradbo človeške roke. S preprostimi kinematičnimi modeli smo pokazali, da so razpored sklepov v roki in proporci segmentov takšni, da sta hkrati prostornina in kompaktnost dosegljivega delovnega prostora največji. Pri primerljivih robotskih mehanizmih se pri optimizaciji razmerij med dolžinami segmentov s povečevanjem prostornine zmanjšuje kompaktnost in obratno. To je bil razlog, da smo se v kasnejših raziskavah posvečali študiju delovnega prostora človeške roke in v tej zvezi razvoju kinematičnega modela mehanizma roke. Kinematični modeli človeške roke, ki so bili do tistega časa poznani (in to velja za kinematično zgradbo vseh današnjih humanoidnih robotov), so zanemarjali temeljne gibalne posebnosti tega mehanizma. Slabo je raziskano gibanje posameznih sklepov, še toliko manj pa povezava med različnimi prostostnimi stopnjami. Kot abdukcije v ramenskem sklepu vpliva na obseg ramenske fleksije. Te povezave so nelinearne, težko jih je izmeriti in se lahko bistveno spreminjajo med merjenimi osebki.

Pri modeliranju človeškega gibanja pogosto zamenjujejo ramenski sklop s sferičnim sklepom. Sferični sklep lahko opiše gibanje v glenohumerlanem sklepu, če pri tem upoštevamo soodvisnost posameznih gibov abdukcije, fleksije in rotacije, vendar pa so ključne značilnosti gibanja človeškega ramena zajete v gibanju celotnega obroča, ki vsebuje poleg glenohume-

ralnega sklepa tudi sternoklavikularni sklep, skapulotorakalni sklep in akromioklavikularni sklep. Glenohumeralnemu sklepu lahko pripišemo tri stopnje prostosti, sternoklavikularni sklep ima v prvem približku dve stopnji prostosti, skapulotorakalni tri, akromioklavikularni pa dve. Skupaj je v ramenskem sklopu torej enajst stopenj prostosti, ki pa so med seboj prepletene in tvorijo s ključnico in lopatico paralelno kinematično zgradbo, ki ima navzven pet stopenj prostosti. Matematični model s paralelnim mehanizmom smo predstavili v [20], prikazuje pa ga slika 3.6.



Slika 3.6: Paralelni mehanizem, ki ponazarja gibljivost človeške rame.

Pri študiju človeškega gibanja spoznavamo mnogokrat nepričakovane in presenetljive zakonitosti, ki jih je v svojem razvoju ustvarila narava in jih moremo popisati le s kombinacijami serijskih in paralelnih mehanizmov. Pasivni sklepi pri paralelnih mehanizmih, sklepi, ki nimajo samostojnih motorjev, imajo pomembno vlogo pri preučevanju in modeliranju človeškega gibanja, na primer, pri modeliranju kolena ali gležnja [21]. Komolec je med človeškimi sklepi najmanj raziskan. Gib fleksije in ekstenzije navadno obravnavajo kot preprosto rotacijo, čeprav to ni, še posebej ko upoštevamo tudi vlogo mišic. Še bolj površno obravnavajo supinacijo in pronacijo. To vidijo

kot rotacijo zapestja, dejansko pa je možna zaradi dveh paralelnih kosti, radiusa in ulne, in čeznju paralelno razvrščenih mišic, ki segajo tudi preko komolca.

V svojem delu [22] smo z vidika kinematike obravnavali tudi navpični skok pri človeku. Da bi pri navpičnem skoku preprečili hiperekstenzijo kolena, se mora kotna hitrost v kolenu bliskovito zmanjšati tik pred popolno ekstenzijo kolena. Izometrična aktivacija biartikularne mišice gastrocnemius hkrati zavre rotacijo v kolenu in izvede pospešeno plantarno fleksijo gležnja. Rezultat tako silovite rotacije gležnja je povečanje odskočne hitrosti pri navpičnem skoku in s tem tudi bistveno višji skok. Za to poskrbi torej paralelni mehanizem, ki ga sestavlja biartikularna mišica gastrocnemius z delovanjem preko kolenskega in gleženjskega mehanizma.

3.3 O robotski dinamiki

Raziskave na področju robotske dinamike obsegajo izredno široko področje problemov, ki jih je težko zajeti v nekaj stavkov. Vrhunec so te raziskave dosegle že v osemdesetih letih, kasneje pa večjih teoretičnih doprinosov ni bilo, čeprav smo jih glede na težo, ki smo jo dajali robotski dinamiki, pričakovali. Matematično modeliranje dinamike temelji na predhodnem poznavanju kinematike oziroma je kinematični del zajet v dinamičnem modelu, ne da bi ga posebej izpostavljali. Dinamični model lahko vidimo kot razširitev kinematičnega modela in je od kinematičnega obsežnejši, saj upošteva sile in navore, ki delujejo na mehanizem robota ter povzročajo njegovo gibanje. Pomen robotske dinamike je v teoriji in praksi velik, na primer, pri načrtovanju robotskega mehanizma, pri določanju motorjev, vmesnikov in drugih komponent ali pa presekov segmentov z vidika dinamičnih in statičnih obremenitev. Prav tako je dinamika robota ključna pri vodenju robota, ko je potrebno upoštevati obremenitve motorjev zaradi nosilnosti ali

pospeševanja. Pri robotih, pri katerih so prenosi v motorjih majhni, je vpliv dinamike mehanizma (z bremenom) na motorje tako velik, da ni mogoče tega ne upoštevati pri vodenju. Dinamika ima ključno vlogo tudi pri študiju in razumevanju posebnosti gibanja živih organizmov s ciljem, da bi te vgradili v sodobne robote. Gibanje in lega posameznih segmentov robota vplivata na gibanje drugih. Z gledišča vodenja so robotski mehanizmi dinamično močno sklopljeni sistemi, njihove medsebojne povezave pa so nelinearne.

Splošne dinamične enačbe je mogoče zapisati v obliki $\boldsymbol{\tau} = \mathbf{W}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{V}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \boldsymbol{\tau}_g(\mathbf{q})$, v kateri nastopajo na levi vektor $\boldsymbol{\tau}$, katerega komponente so generalizirani navori v sklepih (sile in navori), na desni je \mathbf{W} vztrajnostna matrika mehanizma, medtem ko so v matriki \mathbf{V} zajete centrifugalne in Coriolisove sile, vektor $\boldsymbol{\tau}_g$ pa podaja vpliv gravitacijskih sil in drugih zunanjih sil na mehanizem. Tu so \mathbf{q} , $\dot{\mathbf{q}}$, $\ddot{\mathbf{q}}$ notranje koordinate, njihove hitrosti in pospeški.

Tudi v dinamiki imamo dve glavni računski nalogi, tako imenovani direktni in inverzni problem dinamike. Direktni problem se nanaša na izračun odziva mehanizma oziroma gibanja mehanizma, to je na vrednosti, hitrosti in pospeške notranjih koordinat, ko na mehanizem delujejo poznane sile in navori v motorjih. Ta problem, čeprav je na zunaj podoben inverznemu problemu kinematike, v resnici ni tako zahteven, ker nastopajo pospeški notranjih koordinat v dinamičnih enačbah eksplicitno in jih je enostavno izraziti z ostalimi veličinami z reševanjem sistema linearnih enačb, medtem ko potek hitrosti in vrednosti notranjih koordinat dobimo z numerično integracijo pospeškov. Inverzni problem dinamike je izračunati sile in napore v motorjih, ki so potrebni, da bi se robot premikal s predpisanimi pospeški in hitrostmi pri danih trajektorijah notranjih koordinat. Tudi ta izračun ne predstavlja resnejše težave, saj sile in navori v motorjih nastopajo kot leva stran sistema dinamičnih enačb. Enačbe dinamike robota lahko oblikujemo v skladu z

eno od znanih formulacij v klasični mehaniki. Med temi so D’Alambertove enačbe, Gibbs Appelove enačbe, Newton Eulerjeve enačbe ter Lagrangeove in Hamiltonove enačbe. Katero od teh formulacij uporabimo pri obravnavi konkretnega robotskega mehanizma, je odvisno predvsem od načina, kako želimo prikazati posamezne spremenljivke in od dela, ki ga je potrebno vložiti, vse poti pa vodijo na koncu do enakega rezultata. V začetnih časih robotike smo se ukvarjali predvsem s tem, katera formulacija je primernejša za računalniško programiranje in katera zahteva manjše število aritmetičnih operacij pri implementaciji. Več let je veljalo, da so numerično najbolj učinkovite Lagrangeove enačbe, kot je dokazal J. Hollerbach v svojem članku leta 1980 [23], pet let kasneje pa je Kane s svojo metodo te še presegel [24]. V današnjem času mnogi prisegajo kar na najbolj standardno formulacijo, ki temelji na Newton Eulerjevih dinamičnih enačbah, zlasti zaradi tega, ker je najbolj pregledna, tistih nekaj več aritmetičnih operacij zdaj ne predstavlja resnega zadržka. V Ljubljani smo se med drugimi ukvarjali tudi s Hamiltonovo formulacijo, ki se je dejansko izkazala s svojo kanonično obliko, problem pa je bil, da spremenljivke, ki nastopajo v enačbah, nimajo praktične fizikalne interpretacije in je zato bolj uporaba Hamiltonove formulacije v robotiki nekoliko omejena.

Po objavi Kaneove metode dinamičnega modeliranja mehanizmov leta 1985 v raziskovalnem smislu na tem področju ni bilo večjih podvigov. Resnici na ljubo zanje dejansko niti ni bilo potrebe. Ko poznaš premike notranjih koordinat, ki so potrebni pri izvedbi robotu zadane naloge, kar dejansko določimo na strateškem nivoju vodenja in potem spremenimo v jezik robota s pomočjo kinematičnih računov, je reševanje dinamike v primerjavi z ostalim enostavno. Sedanji računalniki so numerično toliko hitrejši od tistih v osemdesetih letih, da uporaba Newtonovih enačb namesto Lagrangeovih ali katerih drugih ne predstavlja bistvene razlike. Pri robotih z velikimi prenosi v

motorjih in tudi pri nekaterih paralelnih robotih je vpliv dinamike mehanizma tako majhen, da ga celo smemo brez škode zanemariti. Pomagamo si lahko tudi z metodami adaptivnega vodenja, ki omogočajo, da se robot sproti prilagaja različnim obremenitvam motorjev. Preučevanje in preračunavanje dinamike v realnem času bo morda pridobilo nekaj vrednosti z uvažanjem umetnih mišic v robotiko, vendar tudi v tem primeru imamo že sedaj na voljo prav vsa matematična orodja. Prav zato smo se raziskovalci že pred dvema desetletjema pričeli vračati k preučevanju robotske kinematike, ki še danes odpira mnogotere nerešene raziskovalne probleme, ali pa v druga novejša področja robotike, povezana predvsem z oponašanjem človeka in drugih živih organizmov.

Na področju robotske dinamike je v zadnjih letih potekal predvsem razvoj simulacijskih programskih sistemov, ki so čim bolj splošni in omogočajo poglobljeno dinamično analizo robotskih in drugih mehanizmov in ki jih je mogoče nadgraditi s kakovostno grafično podporo, vodenjem, senzoriko, načrtovanjem trajektorij in drugimi funkcijami. S takimi sistemi navidezne resničnosti si načrtovalci in uporabniki robotov lahko pomagajo pri simulaciji delovnih okolij, v katerih deluje eden ali več robotov, ali pa pri programiranju robotov v kombinaciji z drugimi metodami programiranja, učenja ali samoučenja robotov. Uporabljajo se tudi pri izobraževanju tehnikov v tovarnah ter študentov na univerzah.

S tem kratkim pregledom smo želeli pokazati, kako pomembna je robotska dinamika v robotiki, in hkrati predstaviti svoj pogled tudi na to, zakaj so znanstvene raziskave na področju robotske dinamike že pred približno dvema desetletjema občutno zastale. Nasprotno od pričakovanj smo bili v devetdesetih letih priča ponovnemu vzponu raziskav na področju robotske kinematike, kjer se še danes iz dneva v dan odpirajo novi znanstveni in praktični problemi. Pred četrto stoletja so bili naši občutki obrnjeni. Ugledni raziskovalci so videli robot-

sko kinematiko kot področje, v katerem je že vse pomembno bolj ali manj povedano in poznano, večji poudarek pa so dajali raziskovalnim problematikam, ki so se takrat pojavljale na področju dinamike, češ da je kinematika le podstat dinamike. Kot vedno je življenje izbralo svojo, drugačno pot.

3.4 Simpoziji *Advances in Robot Kinematics* in ponovni pohod robotske kinematike

Prvi simpozij iz serije *Advances in Robot Kinematics* smo osnovali in organizirali v Ljubljani septembra leta 1988. V tistem času robotske kinematike nismo videli kot samostojno raziskovalno področje in to navkljub temu, da so že skoraj desetletje v znanstveni literaturi izhajali članki s tega področja. Naša želja je bila še najbolj v tem, da bi prvič združili strokovnjake s tega področja. Simpozij smo zastavili tako, da smo povabili v Ljubljano dvajset tedaj najbolj poznanih znanstvenikov. Mnogi se med seboj osebno niso poznali. Na povabilo so se nepričakovano odzvali vsi povabljeni razen enega, morda tudi zaradi tega, ker smo simpozij povezali s tedaj znamenitim simpozijem Romansy, ki je bil tisto leto nedaleč stran v italijanskem Vidmu in na katerem je sodelovala skoraj polovica naših povabljenecv. Ti so na Romansy simpozijih tradicionalno prisostvovali. Glavno tezo ljubljanskemu simpoziju je nedvomno dal Bernard Roth, eden najslavnejših robotikov vseh časov z Univerze Stanford. Roth je soavtor znamenite knjige *Theoretical Kinematics*, ki je izšla leta 1979. Vredno pa je omeniti tudi nekatere druge, kot so Jorge Angeles, Oussama Khatib, Vladimir Lumelsky, David Orin, Bruno Siciliano, Roy Featherstone, Michael Stanisic, Michael McCarthy, Vincenzo Parenti-Castelli. Med soavtorji prispevkov sta bila tudi zelo poznana Richard Paul in Philippe Coiffet, vendar sta se simpozija udeležila njuna soavtorja.

Pomen simpozija v Ljubljani je bil zgodovinski za nadaljnji razvoj robotske kinematike, kar smo prepoznali šele leta kasneje. In to ne zaradi znanstvenega nivoja prispevkov, ker so ti bili večinoma pregledne narave, temveč zaradi oblikovanja skupnosti specializiranih raziskovalcev, ki so kasneje vzpostavili in nadalje širili mrežo sodelavcev po vsem svetu, preko katere je pričela potekati intenzivna izmenjava.



Slika 3.7: Znanstveni odbor mednarodnega simpozija Advances in Robot Kinematics leta 1996 (od leve proti desni Bruno Siciliano, Joseph Duffy, Vincenzo Parenti-Castelli, Jorge Angeles, Manfred Husty, Michael Stanisic, Oussama Khatib, Jadran Lenarčič, Kenneth Waldron, Claudio Galletti in Bernard Roth).

Sklep prvega simpozija je bil, da se simpoziji nadaljujejo vsaki dve leti in sicer tako, da naj je vsak drugi simpozij spet v Sloveniji. Četudi se tega potem nismo čisto držali, pa je Slovenija postala nekakšno središče robotske kinematike v svetovnem merilu. Simpoziji so takoj pridobili veljavo najpomembnejših v svojem področju, saj si nihče, ki je na tem področju želel kaj veljati, ni mogel privoščiti, da ne bi sodeloval. V kasnejših

edicijah so se pridruževali še drugi vrhunski znanstveniki, kot so Kenneth Waldron, Manfred Hiller, Jean-Pierre Merlet, Tsunao Yoshikawa, Andrés Kecskeméthy, Joseph Duffy, Manfred Husty, Wisama Khalil in še mnogi drugi. V resnici so se simpozijev udeleževali vsi, ki so v robotski kinematiki imeli kaj teže. Zanimivo je tudi to, da je drugi simpozij, ki smo ga organizirali v Avstriji, imel že sto trideset prispevkov. Ker je simpozij v takšnem obsegu presegel okvire osebne komunikacije med udeleženci, smo nato sklenili, da naj se število prispevkov v bodoče zmanjša na okoli petdeset in da se izbor utemelji na strogi recenziji, s čimer smo zagotovili tudi vrhunsko kakovost.

Na prvem simpoziju smo v lastni režiji izdali zbornik prispevkov. Podobno tudi na drugem in tretjem simpoziju, s tem da smo na drugem simpoziju izbrali del prispevkov in jih eno leto po simpoziju objavili v knjigi, ki jo je izdala založba Springer-Verlag. Bolj slučajno kot premišljeno pa smo se pri četrtem simpoziju, ki je bil leta 1994 spet v Ljubljani, odločili, da vse izbrane prispevke (recenzije so potekale po principu „peer review“) objavimo v knjigi z naslovom *Advances in Robot Kinematics and Computational Geometry* še pred simpozijem. Knjiga je izšla pri založbi Kluwer Academic Publisher, ker je založba zagotovila tako hitro objavo. Na osnovi prve izkušnje smo sklenili, da bomo odslej vsaki dve leti najprej izdali knjigo, ki bo zajemala petdeset najbolj ocenjenih prispevkov. Simpozij, ki bo sledil, pa bo dejansko razprava o prispevkih v knjigi. Običajna praksa je namreč ravno obratna, v središču je simpozij, ki mu za tem sledi izdaja zbornika prispevkov. Fizično gre za identičen proces, vsebinsko pa je v našem primeru poudarek na knjigi, medtem ko je simpozij posledica izdaje knjige in je namenjen izmenjavi mnenj o posameznih prispevkih. R. Featherstone je pred leti zapisal v preglednem članku, da so knjige iz serije *Advances in Robot Kinematics* glavni vir znanstvene literature iz robotske kinematike, saj so prispevki v teh knjigah objavljeni celo prej, kot če bi jih objavili v znanstvenih revijah.

Knjige *Advances in Robot Kinematics* [25-35] redno izhajajo vsako sodo leto in tako bo leta 2014 izšla že dvanajsta po vrsti. Vsaka knjiga nosi drugačen naslov, ki vključuje kombinacijo besed *Advances in Robot Kinematics* (slika 3.8).



Slika 3.8: Zbornik simpozija *Advances in Robot Kinematics* leta 1988 (levo) in knjiga *Latest Advances in Robot Kinematics*, izdana leta 2012 pri založbi Springer (desno).

Leta 2007 je založba Kluwer prešla pod okrilje založbe Springer, ki nadaljuje z objavljanjem te serije knjig. Vloga knjig *Advances in Robot Kinematics* v robotski kinematiki je še vedno velika, vsaj navidezno pa le ne takšna kot nekoč, saj se je v zadnjih letih namnožilo število znanstvenih revij, v katerih je vsekakor lažje objavljati, pri tem pa so prav znanstvene revije tiste, ki v bibliometriki prinašajo avtorjem večje število točk. Pred leti smo že napovedovali postopno zmanjšanje obsega raziskovanja v robotski kinematiki, vendar smo priča nasprotnemu, povečevanje zanimanja strokovne javnosti nas vsako leto ponovno demantira. Zadnji simpozij (in z njim povezana knjiga), ki je potekal leta 2012 v Innsbrucku, je znanstveno morda celo

presegel predhodne. Zanimivost zadnjih dveh simpozijev v letih 2010 in 2012 je tudi to, da so bile sekcije (ki so enake poglavjem v knjigi) sestavljene in razporejene z naključnim generatorjem. Navadno to pripravlja znanstveni odbor na osnovi vsebin prispevkov. Novost je bila zelo dobro sprejeta tako med avtorji kot med bralci.

3.5 Zaključek

Začetki študija robotske kinematike segajo v sedemdeseta leta, v čas, ko so nastajali prvi robotski manipulatorji. Najprej smo nanjo gledali kot na del širšega raziskovalnega področja robotske dinamike, vendar se je kinematika kasneje oblikovala kot samostojna znanstvena veja robotike s sebi svojstvenimi raziskovalnimi tematikami in skupnostjo raziskovalcev. S časom je pridobivala na pomembnosti zaradi mnogoterih dosežkov pri študiju in načrtovanju robotov in njihovi implementaciji v praksi. V našem delu smo omenili nekaj ključnih raziskovalnih področij kinematike in jih skušali opredeliti v zgodovinskem kontekstu razvoja robotike, pri tem pa smo poudarili tudi prispevek ljubljanskih raziskovalcev. Na koncu smo predstavili našo vlogo pri nastanku in organiziranju serije mednarodnih simpozijev *Advances in Robot Kinematics*, ki so odigrali pri tem odločilno vlogo.

3.6 Literatura

- [1] Jadran Lenarčič, Tadej Bajd, Michael M Stanisic. *Robot Mechanisms*. Springer, Dordrecht, 2013.
- [2] Oussama Khatib, Bruno Siciliano, ur. *Robotics*. Springer, Dordrecht, 2008.

- [3] Jadran Lenarčič. Kinematics. V Richard C Dorf, ur., *International Encyclopedia of Robotics*. John Wiley, New York, 1988.
- [4] Jacques Denavit, Richard S Hartenberg. A kinematic notation for lower pair mechanisms based on matrices. *ASME Journal of Applied Mechanics*, 22(2):215–221, 1955.
- [5] Richard P Paul. *Robot Manipulators: Mathematics, Programming, and Control*. MIT Press, Cambridge, MA, 1981.
- [6] Yury Stepanenko, Miomir Vukobratović. Dynamics of articulated open-chain active mechanisms. *Mathematical Biosciences*, 28:137–170, 1976.
- [7] John J Craig. *Introduction to Robotics: Mechanics and Control*. Addison-Wesley, Reading, MA, 1989.
- [8] J Michael McCarthy. *An Introduction to Theoretical Kinematics*. MIT Press, Cambridge, MA, 1990.
- [9] Bernard Roth. Computations in kinematics. V Jorge Angeles, Günter Hommel, P. Kovacs, ur., *Computational Kinematics*, str. 3–14. Kluwer, Dordrecht, 1993.
- [10] J Furusho, S Onishi. An efficient approach for solving the inverse kinematics of manipulators. V *Proceedings 15th International Conference on Industrial Robots*, str. 1051–1058, Tokyo, 1985.
- [11] A Kumar, Kenneth J Waldron. The workspace of a mechanical manipulator. *ASME Journal of Mechanical Design*, 103:665–672, 1981.
- [12] Jadran Lenarčič, Uroš Stanič, Pavel Oblak. Study of kinematic flexibility of standard welding robots. V *Proceedings 23rd International Symposium on Industrial Robots*, str. 277–282, Barcelona, Spain, 1992.

- [13] Tsuneo Yoshikawa. Manipulability of robotic mechanisms. *International Journal of Robotics Research*, 4(2):3–9, 1985.
- [14] Bruno Siciliano, Lorenzo Sciavicco, Luigi Villani, Giuseppe Oriolo. *Robotics: Modelling, Planning and Control*. Springer, London, 2009.
- [15] Jean-Pierre Merlet. *Parallel Robots*. Kluwer, Dordrecht, 2000.
- [16] Peter Dietmaier. The stewart-gough platform of general geometry can have 40 postures. V Jadran Lenarčič, Manfred Husty, ur., *Advances in Robot Kinematics: Analysis and Control*, str. 7–16. Kluwer, Dordrecht, 1996.
- [17] Philippe Wenger, Jaouad El Omri. On the kinematics of nonsingular and singular posture changing manipulators. V Jadran Lenarčič, Bahrani B Ravani, ur., *Advances in Robot Kinematics and Computational Geometry*, str. 29–38. Kluwer, Dordrecht, 1994.
- [18] Jon Kieffer, Jadran Lenarčič. On the exploitation of mechanical advantage near robot singularities. V *Proceedings 3rd International Symposium on Advances in Robot Kinematics*, str. 65–72, Ferrara, 1992.
- [19] Yoshihiko Nakamura, Hideo Hanafusa, Tsuneo Yoshikawa. Task-priority based redundancy control of robot manipulators. *International Journal of Robotics Research*, 6(2): 3–15, 1987.
- [20] Jadran Lenarčič, Michael M Stanisic. A humanoid shoulder complex and the humeral pointing kinematics. *IEEE Transaction on Robotics and Automation*, 19:499–507, 2003.
- [21] Nicola Sanci, Vincenzo Parenti-Castelli. On the role of passive structures in the knee loaded motion. V Jadran

- Lenarčič, Manfred Husty, ur., *Latest Advances in Robot Kinematics*, str. 445–452. Springer, Dordrecht, 2012.
- [22] Jan Babič, Jadran Lenarčič. Optimization of biarticular gastrocnemius muscle in humanoid jumping robot simulation. *International Journal of Humanoid Robotics*, 3, 2006.
- [23] John M Hollerbach. A recursive lagrangian formulation of manipulator dynamics, a compare study of dynamic formulation complexity. *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics*, 10(11):730–736, 1980.
- [24] Thomas R Kane, David A Levinson. *Dynamics: Theory and Application*. McGraw-Hill, New York, 1985.
- [25] Sabine Stifter, Jadran Lenarčič, ur. *Advances in Robot Kinematics—With Emphasis on Symbolic Computation*. Springer-Verlag, Vienna, 1991.
- [26] Jadran Lenarčič, Bahram B Ravani, ur. *Advances in Robot Kinematics and Computational Geometry*. Kluwer, Dordrecht, 1994.
- [27] Jadran Lenarčič, Vincenzo Parenti-Castelli, ur. *Recent Advances in Robot Kinematics*. Kluwer, Dordrecht, 1996.
- [28] Jadran Lenarčič, Manfred Husty, ur. *Advances in Robot Kinematics: Analysis and Control*. Kluwer, Dordrecht, 1998.
- [29] Jadran Lenarčič, Michael M Stanisić, ur. *Advances in Robot Kinematics*. Kluwer, Dordrecht, 2000.
- [30] Jadran Lenarčič, Federico Thomas, ur. *Advances in Robot Kinematics: Theory and Applications*. Kluwer, Dordrecht, 2002.

- [31] Jadran Lenarčič, Claudio Galletti, ur. *On Advances in Robot Kinematics*. Kluwer, Dordrecht, 2004.
- [32] Jadran Lenarčič, Bernard Roth, ur. *On Advances in Robot Kinematics: Mechanisms and Motion*. Springer, Dordrecht, 2006.
- [33] Jadran Lenarčič, Philippe Wenger, ur. *Advances in Robot Kinematics: Analysis and Design*. Springer, Dordrecht, 2008.
- [34] Jadran Lenarčič, Michael M Stanisić, ur. *Advances in Robot Kinematics: Motion in Man and Machine*. Springer, Dordrecht, 2010.
- [35] Jadran Lenarčič, Manfred Husty, ur. *Latest Advances in Robot Kinematics*. Springer, Dordrecht, 2012.

Poglavje 4

Robot se prilagaja človeku

Marko Munih

Karel Čapek si je izmislil besedo robot davnega leta 1921. *Drejček in trije Marsovčki* kot tudi roboti so v mladinskem znanstvenofantastičnem romanu pisatelja Vida Pečjaka od leta 1961. Istega leta 1961 je v industrijskem okolju začel z delom prvi robot. Pogosto robote v industrijskem okolju poimenujemo kar robotski manipulator, saj so mnogokrat uporabljeni za namen manipuliranja oziroma prestavljanja objektov. Prvi industrijski manipulator je bil za današnje poglede okoren, gibanje pa so povzročali močni hidravlični valji.

Pomemben mejnik v razvoju industrijskih robotov je uporaba prvih mikrokrmilnikov pri vodenju robotov in istočasno tudi uporaba električnih motorjev za pogon, kar oboje sega v leto 1973. Ti roboti so povratnozančno vodeni, reprogramibilni, večnamenski, fiksni ali mobilni ter programibilni v treh ali več prostostnih stopnjah.

Razvoj osebnih računalnikov se je razmahnil v devetdesetih letih. To je neposredno vplivalo tudi na zmogljivejše vodenje robotov. Roboti so bili do tega časa vodeni pozicijsko, torej so se le premikali z ene točke (lege, lega = pozicija + orientacija)

Marko Munih

Univerza v Ljubljani, Fakulteta za elektrotehniko, Laboratorij za robotiko
email: marko.munih@robo.fe.uni-lj.si

v drugo točko (lego), lahko preko vmesnih točk. Niso pa bili sposobni delovati na svojo okolico z vnaprej določeno silo. Večje računske sposobnosti v krmilnikih robotov so omogočile sprotni izračun kompleksnejših algoritmov in s tem tudi prilagajanje ustreznih sil med robotom in okolico. To je omogočilo razvoj haptične robotike.

4.1 Haptičnost

Grški glagol $\alpha\pi\tau\omega$ (hapto) pomeni prijemati, držati, dotikati, otipati. Vodenje robota pri odmiku vrha robota za razdaljo x , preko množenja s koeficientom k povzroči silo $F = kx$ med robotom in okolico [1]. Vpliv togosti okolja k predstavimo s pomočjo vzmeti. Večje odstopanje pozicije x pomeni večjo silo, prav tako povečanje togosti vzmeti k ob istem x zahteva večjo silo. Sila je lahko tudi odvisna od produkta dušenja in hitrosti $h\dot{x}$, kjer h ponazarja, na primer, dušenje vesla v vodi. Pri majhni hitrosti \dot{x} je potrebna le majhna sila, medtem ko je pri višjih hitrostih potrebna znatno večja sila. Drug medij, na primer olje, žlica v medu ali pa kar zrak, predstavlja drugačno dušenje h in s tem drugačno silo. Sila dušenja pri zavesljaju v zraku je majhna, pri velikih hitrostih, na primer letalskega propelerja, pa postane znatna.

Sila $m\ddot{x}$ je tako odvisna od mase in pospeška, kjer masa m ponazarja, na primer, maso kocke na ledeni ploskvi. Znatna sila bo potrebna samo med pospeševanjem in pojemanjem ob velikem m , enakomerno pospešeno gibanje pa ne zahteva nobene sile. Le majhna sila je potrebna za pospeševanje in pojemanje lahke kocke iz stiropora z majhno maso m .

Poljubno telo, na katero deluje človek s silo, ni masni delec. Ker ne nastopa niti čisto dušenje ali vzmet, imamo opravka s kombinacijo členov $m\ddot{x}$, $h\dot{x}$ in kx . Členi k , h in m so v krmilniku lahko konstantni, lahko pa se s časom spreminjajo. Pravzaprav ima vsak od teh treh členov, vzemimo k v izbrani

točki (oz. legi) prostora, dejansko šest vrednosti k_x , k_y in k_z vzdolž posameznih prostorskih osi in k_{Rx} , k_{Ry} in k_{Rz} okrog posameznih osi prostora ali objekta. Enako velja za preostala dva člena h in m .



Slika 4.1: Haptični robot Phantom kot vmesnik do navideznega okolja

Haptičnosti ni brez fizikalnega modela realnega sveta, kjer vrednost nobenega od omenjenih $3 \times 6 = 18$ členov ni konstantna, vrednost členov m , h in k se v fizikalnem modelu namreč spreminja tudi krajevno. Zamislimo si fizikalni model hiše. Prazen prostor ima nične ali majhne vrednosti vseh šestih togosti k . Ravna toga stena v navideznem okolju pomeni velik linearni k v pravokotni smeri. Stena je lahko tudi spolzka kot led ali nedrsna kot dotik z gumo, od česar sta odvisna preostala dva linearna (transverzalna) parametra k stene. Preostali trije členi k predstavljajo tri rotacijske togosti. Podobno šestdimenzijsko razmišljanje velja za preostala dva parametra h in m . Voda ob hiši bi imela velike vrednosti koeficienta h v vseh

smereh. Predmeti, ki jih je mogoče dvigniti, imajo v vertikalni smeri dodano silo odvisno od gravitacijskega pospeška.

Čeprav se pri gibanju lahko vedno znova znajdemo v isti točki x , pa sta trenutni spremenljivki pospešek \ddot{x} in hitrost \dot{x} zelo verjetno drugačni in s tem je drugačna tudi sila F , ki jo občuti uporabnik v stiku s haptičnim vmesnikom. Haptični vmesnik (slika 4.1) je torej robot, ki je sposoben posredovanja vseh teh sil, v razliko od običajnega razumevanja delovanja robotov, ki so večinoma pozicijsko vodeni.

Haptičnost v navideznem fizikalnem okolju torej pomeni sprotno nastavljanje sile interakcije med uporabnikom in vmesnikom glede na vse omenjene parametre navideznega okolja. Navidezno okolje pri haptičnosti torej ni le stvar dobre grafične predstavitve, ampak je bistven tudi ustrezen fizikalni model vseh predmetov z njihovimi mehanskimi lastnostmi (k , h in m , vsak v treh dimenzijah) ter detekcijo trkov med objekti.

4.2 Navidezna resničnost v rehabilitaciji

Navidezno resničnost večinoma poznamo kot dobro računalniško grafično predstavitev, ki se uporablja na raznih področjih življenja [2]. Najprej je bila uporabljena v namene zabave (primer računalniških iger) in v namene vojaških simulacij. V zadnjem obdobju je razširjena še na druga področja, vključno z računalniškim načrtovanjem v industriji, arhitekturo, vizualizacijo nasploh in medicinskimi aplikacijami.

Medicinske aplikacije navidezne resničnosti pokrivajo razne primere izobraževanja v medicini, urjenje operacij, modeliranje, prikazovanje slik, kirurške posege na daljavo, ergonomijo in rehabilitacijo. V rehabilitaciji srečamo navidezno resničnost tako pri urjenju kot tudi pri merjenju sposobnosti gibanja (na primer v hemiplegiji, paraplegiji, pri Parkinsonovi bolezni) [3].

Navidezna resničnost je običajno razumljena kot tridimenzionalni grafični računalniški model, ki primarno definira ge-

ometrijski model (dimenzijski model) z grafičnimi lastnostmi navideznih objektov ter okolice. Najbolj pogosto je definirana le vizualna podoba objektov. Za realističen prikaz in pravi občutek vizualnega dela navidezne resničnosti sta najbolj pomembna visokokvalitetna grafika in prostorski zvok, ki uporabnika prva posrkata v virtualni svet. Vtis navidezne resničnosti je pravzaprav odvisen od podobnosti scene in aktivnosti z resničnim svetom.

V preprostejših prikazih so uporabljeni računalniški zaslon, projektno platno ali 3D projekcijske tehnike v okolju [4]. Za uporabnika je bolj realističen poglobitveni „immersive“ način, ki s pomočjo ustreznih očal omogoča polno 3D vidno polje. Navidezno okolje pa ne pomeni le geometrije objektov v obliki slike, ki je namenjena zgolj našim očem. Dinamičnih (fizikalnih) lastnosti objektov, vključujoč maso, vztrajnost, sile, napore in medsebojni vpliv objektov, kot tudi mehkost (trdoto), hrapavost in spolzkost objektov, ni mogoče vizualno zaznati ali posredovati. Za to je potreben občutek dotika z objektom, torej posredovanje sile, katere velikost je odvisna od parametrov (modela) navideznega okolja.

4.3 Pasivno razgibavanje v rehabilitaciji

Naprave CPM (Continous Passive Motion), ki prikazujejo zvezno pasivno gibanje, so v uporabi pri postoperativni rehabilitaciji sklepov že od približno leta 1960. V tistem obdobju je bilo pokazano, da imobilizacija sklepov pri testni skupini zajcev vodi do velikih težav pri ponovni mobilnosti. Po petih do šestih tednih imobilizacije so nastale ekstremne spremembe v večini sklepov, vključujoč sklepni hrustanec in kostno maso, medtem ko so bile spremembe opazne že v drugem tednu. Praktično se je nazadovanje pokazalo v zatrdelosti sklepov in zmanjšanju območja gibanja sklepa, zato so različnimi pristopi poskušali ohraniti ustrezno območja gibanja sklepa.

Eno od metod, ki se kaže kot naravna rešitev za rotacijske sklepe telesa, predstavljajo preproste naprave CPM, od katerih pričakujemo gibanje po loku, skladno z gibanjem sklepa, kjer sta nastavljiva velikost ter hitrost gibanja. Takšna naprava je sestavljena iz preprostega motorja z mehansko ali elektronsko nastavljivim območjem in hitrostjo gibanja. Večina današnjih naprav CPM privzema idealne sklepe s fiksno točko rotacije. Sposobne so gibanja v ravnini (2D). Običajno jih ni mogoče reprogramirati, vodene so odprtozračno, kar pomeni, da se njihovo gibanje (koti, sile) ne meri sproti, pač pa se nekaj 100-krat v sekundi ponovno korigira in nastavlja.



Slika 4.2: Kinetec Brevia Ankle CPM (povzeto po Kinetec)

Takšne naprave CPM so zelo učinkovite pri ohranjanju območja gibanja, zmanjšujejo zatrdelost sklepov, zmanjšujejo potrebo po uporabi zdravil in v splošnem skrajšajo ležalno dobo (slika 4.2). Primerjava rehabilitacije z napravami CPM z ak-

tivnostmi terapevtov ne pokaže bistvenih razlik v okviru pravkar omenjenih parametrov, vendar pa urjenje CPM v glavnem vodi do šibkejših mišic, zakasnitev v aktivaciji mišičnih skupin ekstenzorjev in togosti fleksorjev [5]. Kaj drugega bi težko pričakovali, saj naprave CPM premikajo okončine osebe brez aktivacije njihovih mišic. CPM niso robotske naprave, saj je robot računalniško voden, reprogramibilen in večnamenski sistem. Sposoben je gibanja v treh ali več stopnjah gibanja.

4.4 Začetki robotike v rehabilitaciji

Sistemi za pasivno razgibavanje sklepov so v uporabi že petdeset let, medtem ko robotski pristopi v rehabilitaciji motoričnih funkcij segajo dve desetletji nazaj [6, 7]. Paleta klasičnih terapevtskih tehnik na eni strani in robotskih tehnik na drugi strani ne smemo gledati kot dveh nasprotujočih si možnosti, ampak kot dva komplementarna pristopa. Ni pričakovati, da bi robotske tehnike nadomestile ali prevzele delo terapevta. Močno pozitivna plat robotskih terapij je najprej visoka ponovljivost, izredno bogate programske možnosti, posebej v povezavi z navidezno resničnostjo, zatem pa tudi samodejno vsebovana lastnost merjenja že med samim urjenjem. Nasprotno vsebujejo aktivnosti terapevta neizogibno veliko subjektivnih elementov. Izkušen terapevt ima poglobljeno razumevanje za posebnosti posameznega pacienta, ki ga nobena visoko tehnološka naprava ne bo mogla nikoli doseči. Najbrž bo robotska terapija v prihodnje dopolnila trenutno klinično prakso: z razbremenitvijo delčka terapevtovega časa, s cenovno ugodnejšimi, sicer pa bolj obširnimi terapevtskimi programi, z novimi izmerjenimi kazalci o funkciji ali poškodbi in ne nazadnje z novimi vpogledi v proces zdravljenja.

Gledano bolj inženirsko je ena izmed naravnih stičnih točk med klasično in robotsko terapijo povezana z osnovo haptične povezave med pacientom in terapevtom (človek ali robot), pri

kateri je interakcijska sila usmerjena in se mehanska energija pretaka izmenoma v obe smeri terapevt-pacient in pacient-terapevt na občuten način. Ni naključje, da originalne ideje, ki botrujejo tem rehabilitacijskim sistemom, niso s področja tehnologije rehabilitacije, ampak s področja nevrofiziologije haptičnega zaznavanja, vključno s senzomotoričnim učenjem [8]. Ta zapis se ne ukvarja z omenjenim ozadjem, ampak z inženirske plati opisuje pristope in obstoječe sisteme. Prav tako ta zapis ne posega na področje visokotehnoloških ortoz, invalidskih vozičkov in robotskih manipulatorjev ob njih.

Skoraj vedno rehabilitacijski robot posreduje opisano interakcijsko silo F na bolnika, pri čemer je vrednost sile odvisna od parametrov navideznega okolja in osebe. Oseba lahko, ne samo vidi navidezno okolje, ampak se ga tudi dotika, torej čuti navidezno okolje ter objekte v njem. Ta princip omogoča neizčrpno število raznih nalog, od sila preprostih umetno sestavljenih, z le malo resničnimi lastnostmi, do realističnih nalog iz resničnega sveta. Mogoče je dodati odbijajoče ali privlačno polje sil, ki subjektu dovoli ali celo pomaga pri gibanju v izbrani smeri, v drugih smereh pa mu gibe preprečuje [9]. Večkrat dodamo navidezni tunel, ki povezuje dve skrajni točki gibanja, začetno in končno. Sama pot gibanja med njima lahko poteka po premici ali krivulji. Vsi členi k , h in m vzdolž smeri gibanja so enaki nič, pravokotno na smer gibanja pa se koeficient togosti k povečuje po izbrani funkciji. Pot ponazarja navidezno cev, oziroma tunel, ki sili gib bolnika k središčnici, kjer te komponente sile ni.

Povezava veličin F in x predstavlja energijski spoj, pravzaprav predstavlja prenos moči $F\dot{x}$ med človekom in okolico in s tem tudi nadzorovan prenos energije preko interakcije človek-stroj. Uporabnik, ki sodeluje pri haptični interakciji v navideznem okolju, zaposli, vzbudi in uporabi poleg svojega vida tudi senzorje dotika, položaja, sile in teksture v svojem telesu, istočasno pa koordinirano tudi mehanizme vidnega in taktil-

nega prepoznavanja, refleksne in hotene mehanizme vodenja ter s tem celotno motorično verigo. Občutek vpetosti v navidezno okolje, poznan v računalniških igricah, je torej ob uporabi haptičnosti v primeru rehabilitacije obogaten še z otipom navideznega okolja [10].

4.5 Rehabilitacijski roboti za zgornje ekstremitete

Več raziskovalnih skupin je razvilo robotske naprave za rehabilitacijo zgornjih ekstremitet. Med njimi najdemo MIT Manus [11], Assited Rehabilitation and Measurement (ARM) Guide [12], Mirror Image Motion Enabler (MIME), Bi-Manu-Track, GENTLE/S [13], Neurorehabilitation (NeReBot) [14], REHAROB [15], Arm Coordinating Training 3-D (ACT^{4D}) [16] in ARMin [17, 18]. Eksoskeletni roboti objamejo roko, pri drugih robotih je le dlan osebe v stiku z vrhom robota [19]. Nekatere robotske naprave so namenjene za urjenje zgornje ekstremitete v celoti ali pa posebej za, na primer, zapestje ali prst na roki. Večina naprav je načrtovanih za urjenje proksimalnih sklepov (rame in komolca) hemiplegične roke. Nekatere dovoljujejo samo ravninsko gibanje, v večini primerov pa je mogoče gibanje v treh dimenzijah znotraj omejenega dela celotnega delovnega prostora roke.

4.6 Robotski sistem GENTLE/S

Robotski rehabilitacijski sistem GENTLE/S smo s partnerji načrtali pred petnajst leti (slika 4.3) [6]. To je bil prvi naprednejši večmodalni sistem. Osnovna naloga je bilo preprosto premikanje roke povezane z robotom iz ene točke v drugo točko. Vsi premiki so bili sproti prikazani na zaslonu LCD. Robot HapticMaster je deloval v haptičnem načinu, tako da je uporabnik

čutil stene navideznega okolja. Pri gibanju je bil uporabljen navidezni haptični tunel kot navidezna cev med začetno in končno točko gibanja (slika 4.4) [20]. V sredini navidezne cevi si lahko predstavljamo središčnico. V vzdolžni smeri je gibanje neovirano, v radialni prečni smeri pa navidezna haptična vzmet bolnikovo roko vleče proti središčnici.

Dodatno imata nadlaket in podlaket roke vsaka svojo opornico, tako da sistem roko s pomočjo dveh vrvic razbremenjuje gravitacijske sile. Silo v teh dveh vrvicah nadzira sistem preko elektromotorjev. Tako je bolnikova mišična sila lahko povsem namenjena povzročanju gibanja. Druga roka osebe ima dostop do varnostnih tipk, ki lahko v vsakem trenutku prekinajo delovanje sistema.

4.7 Psihofiziologija v projektu MIMICS

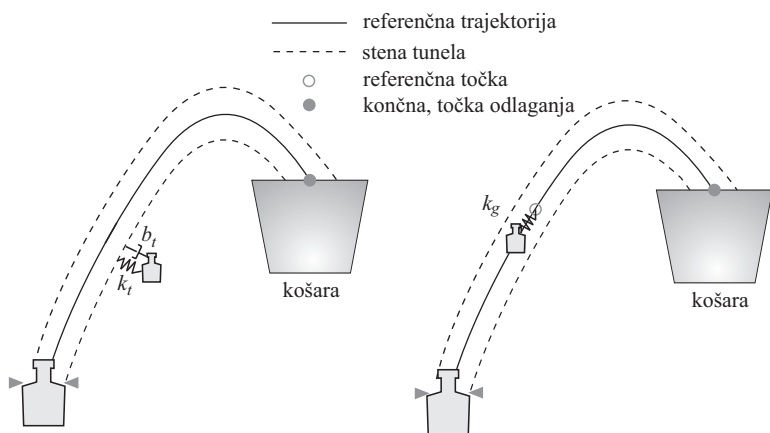
Pred desetimi leti so rehabilitacijski roboti omogočali urjenje brez ali v preprostem navideznem okolju. V tistem trenutku razvoja se je postavljalo vprašanje, kaj lahko takšen sistem še ponudi [9]. Med različnimi možnostmi velja najprej omeniti najpomembnejšo.

V marsikateri človeški dejavnosti je končni rezultat odvisen od njene intenzivnosti in trajanja. Pri, na primer, teku premajhno prizadevanje ne vodi do dobrega rezultata, podobno, na primer, preveliko prizadevanje v treningu povzroči izčrpanost in slabši rezultat. Nekje vmes pa je rezultat najboljši, to je poznano kot Yerkes–Dodsonov zakon (slika 4.5).

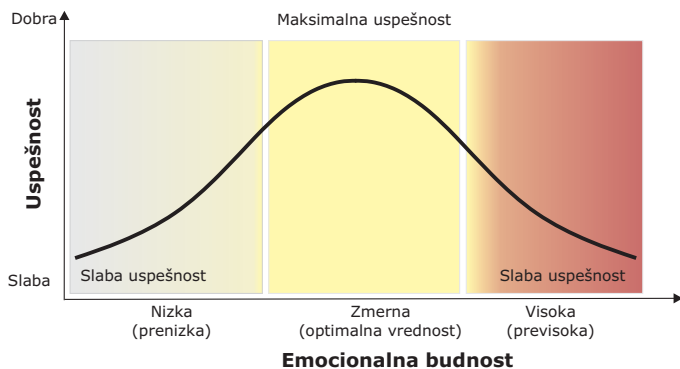
Tudi v rehabilitaciji premajhno prizadevanje ne vodi do dobrih rezultatov, prevelika aktivnost pa povzroči prekomerno utrujenost. Ustrezno intenzivna in zanimiva vadba, ki bi pritegnila uporabnika, tako da bi se želel z njo dolgo ukvarjati je najbolj primerna. Na človeka vpliva večmodalno okolje preko otipa, vida in zvoka, kar povzroči biomehanske in psihološke učinke na človeka (slika 4.6).



Slika 4.3: Rehabilitacijski sistem GENTLE/S s komponentami: haptični robot HapticMaster in sistemom za kompenzacijo teže roke.



Slika 4.4: Gibanje po navideznem haptičnem tunelu med začetno in končno točko (k_t in k_g predstavljata prečno in vzdolžno togost, b_t pa prečno dušenje).



Slika 4.5: Yerkes–Dodsonov zakon, premajhna in prevelika emocionalna budnost vodita do slabšega končnega rezultata.



Slika 4.6: Robot je nadgrajen z večmodalnim okoljem. Različni senzori so uporabljeni za merjenje uporabnikove motorične aktivnosti kot tudi emocionalnega, psihičnega stanja.

Biomehanske učinke, predvsem hitrosti in sile se sproti pre- računavajo in preko biokooperativnih zank lahko vplivajo na vodenje robota in spreminjajočo se stopnjo kompleksnosti naloge, s čimer optimiramo bolnikov občutek prisotnosti.

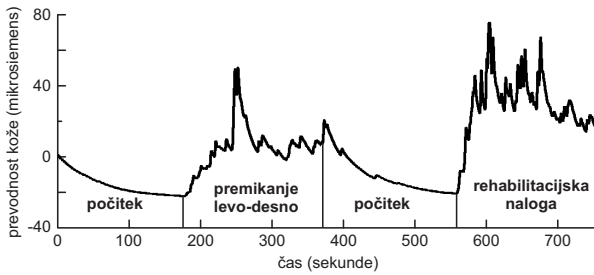
Oseba je izpostavljena večmodalnemu okolju z vizualnimi efekti, preko zvoka in preko haptičnega stika z robotom [21]. Vse to vpliva na motivacijo osebe, na njeno angažiranost, za tem pa tudi na njeno emocionalno stanje. Senzorja za motivacijo ali emocionalno stanje ne poznamo. Motivacijske sisteme pa lahko merimo posredno na več načinov, s pomočjo psihofiziološkega pristopa ali s pomočjo samoocene posameznika. Na psihofiziologijo so se zanašali že stari Kitajci. Danes je na področju psihofiziologije na preprost neinvaziven način mogoče meriti elektrokardiogram (EKG) preko štirih zunanjih elektrod, prevodnost kože pa preko dveh elektrod, na primer, na srednjem členku kazalca in mezinca na neprizadeti roki [22]. Na elektrodi je priključen stalen vir napetosti (0,1 V), senzor pa meri prevodnost posredno preko toka. Frekvenco dihanja je mogoče prepoznati preko termistorja nameščenega pod nosom. Temperaturo kože izmerimo na konici mezinca neprizadete roke. Vse te meritve so napravljene distalno. Odčitki zajamejo tudi in predvsem nehotene spremembe vrednosti zaradi delovanja vegetativnega živčnega sistema človeka [23]. Iz izmerjenih signalov je mogoče določiti številne izvedene mere [24]. Iz elektrokardiograma se določi časovne intervale med dvema utripoma srca (tako imenovane NN-intervale), iz njih pa povprečni srčni utrip in dve standardizirani meri variabilnosti srčnega utripa: standardno deviacijo NN-intervalov in kvadratni koren povprečja kvadratov razlik zaporednih NN-intervalov.

Signal prevodnosti kože je mogoče razdeliti na dve komponenti [25], na nivo prevodnosti kože v odsotnosti dražljajev v okolju (angl. Skin Conductance Level – SCL) ter odzive prevodnosti kože na zunanje dražljaje (angl. Skin Conductance Responses – SCR). SCR je vsako prehodno povečanje prevo-

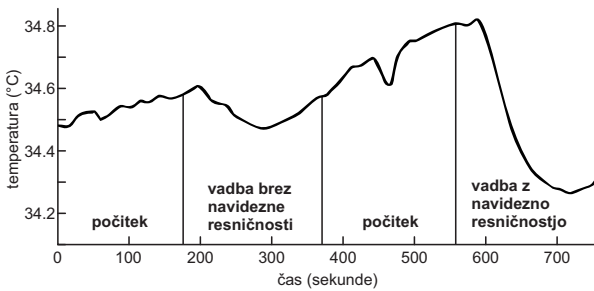
dnosti kože, kjer se vrh pojavi manj kot pet sekund po začetku naraščanja prevodnosti, razlika med začetkom naraščanja in vrhom pa je vsaj $0,05 \mu\text{S}$. Izračunati je mogoče povprečni SCL, frekvenco SCR in povprečno amplitudo SCR. Čeprav se v časovnem razponu več minut pojavljajo razlike v fiziološkem stanju, lahko nekatere parametre (npr. HRV, frekvenca SCR) izračunamo le na intervalu nekaj minut, medtem ko se druge (npr. temperatura kože) na dražljaj odzivajo relativno počasi, torej jih zaznavamo bolj dolgoročno. Gre torej za počasno ocenjevanje psihofiziološkega stanja in tako tudi počasno povratno zanko (slika 4.6).

Omenjeni direktni in izvedeni psihofiziološki parametri odražajo valenco in budnost posameznika. Valenca (včasih tudi ugodje) je definirana kot pozitivno stanje nasproti negativnim afektivnim stanjem (npr. ponižanje, jeza in razburjenje na eni strani nasproti sproščenosti in mirnosti na drugi strani). Budnost je torej definirana kot mentalna budnost in fizična aktivnost (npr. spanje, neaktivnost, dolgočasje in sproščenost na eni strani nasproti budnosti, napetosti in koncentraciji na drugi strani). Ocene budnosti, valence in fizičnega napora so tiste, ki odražajo psihofiziološko stanje osebe. Te ocene morajo povzročiti spremembe v scenariju virtualnega okolja naloge, to je v drugačni grafični predstavitvi, zvoku, kot tudi haptičnih odzivih in delovanju robota. Tako se torej robot lahko prilagaja človeku, njegovi dejavnosti in psihofiziološkim odzivom. Resen raziskovalec se najbrž najprej vpraša (i) ali je vse te psihofiziološke parametre res mogoče izmeriti v popolnoma izoliranih pogojih. Zatem pa sledi dilema, (ii) ali fizična aktivnost osebe, ki jo urimo, prekrije psihofiziološke odzive in (iii) ali imajo osebe po kapi enake, podobne ali drugačne psihofiziološke odzive glede na zdravo populacijo.

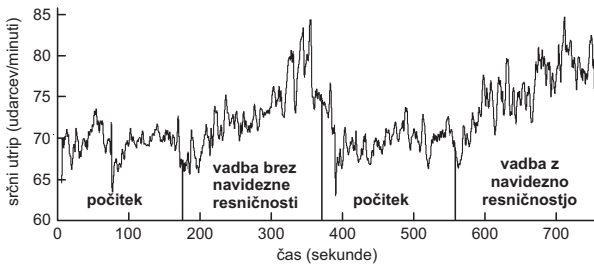
Slike 4.7, 4.8 in 4.9 prikazujejo spreminjanje prevodnosti kože, temperature kože in spreminjanje srčnega ritma kot funkcije časa med začetkom poskusa, med počitkom, vadbo brez in



Slika 4.7: Tipično spreminjanje prevodnosti kože kot funkcija časa med počitkom ter vadbo z in brez navidezne resničnosti

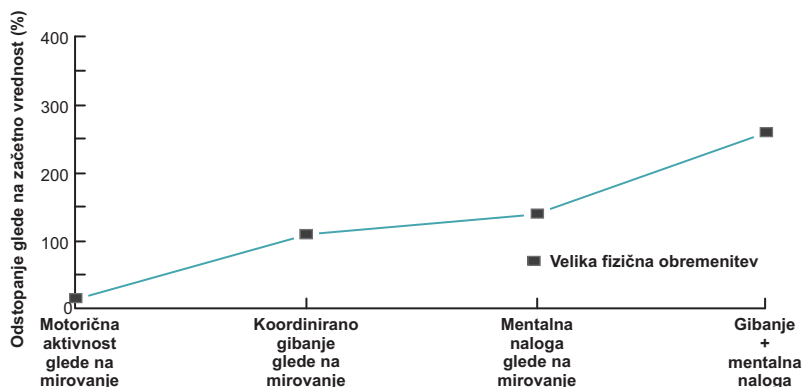


Slika 4.8: Tipično spreminjanje temperature kože med počitkom ter vadbo z in brez navidezne resničnosti



Slika 4.9: Primer spreminjanja srčnega ritma kot funkcija časa med začetkom poskusa, med počitkom ter vadbo z in brez navidezne resničnosti

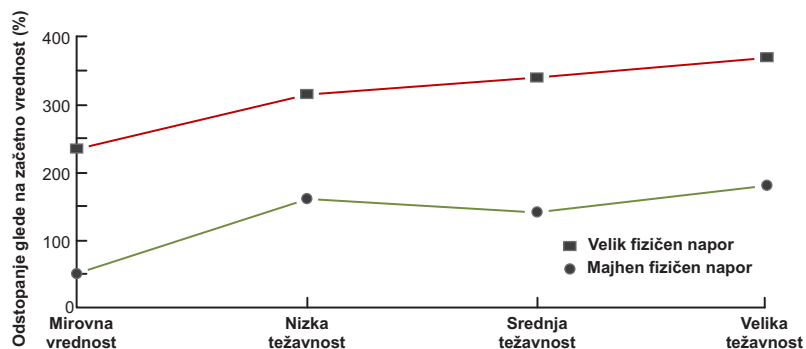
vadbo z uporabo navidezne resničnosti pri zdravi osebi. Nedvomno pride do sprememb predvsem pri vrednosti prevodnosti kože in pri temperaturi kože, manj pa pri ostalih spremembah. Prikazane niso vrednosti za oksigenacijo krvi in respiracijski parametri, ki so bili tudi spremljani, vendar niso pokazali relevantnih trendov.



Slika 4.10: Procentualno povečanje spremembe v frekvenci odzivov prevodnosti kože za zmerno gibanje roke z robotom, med mentalno nalogo množenja velikih števil in med dvojno nalogo.

Na osnovi slike 4.10 je mogoče prepoznati spremembe v frekvenci odzivov prevodnosti kože med mirovanjem, med nalogo zelo zmerne gibanja roke z manjšim haptičnim robotom Phantom v majhnem delovnem prostoru z velikostjo stranice nekaj cm, med mentalno nalogo množenja velikih števil in med dvojno nalogo, ki je vključevala obe nazadnje omenjeni nalogi. Naloga z zmerim koordiniranim gibanjem je zahtevala vzdrževanje ravnotežja enojnega invertiranega nihala v navideznem okolju, torej koordinacijo vida in gibanja roke. Stopnjevanje aktivnosti pri zdravi testirani populaciji 20 oseb očitno vodi do največjih opaženih vrednosti parametrov v dvojni nalogi (slika 4.10). Opazovani fiziološki signali temperature in

prevodnosti kože, EKG in respiracije niso povezani le s psihološkimi stanji, ampak se spreminjajo predvsem kot posledica fizične aktivnosti [26, 27]. Upravičena je dilema, ali fizična aktivnost ne pokvari psihofizioloških odgovorov na neprepoznaven način. V ta namen je bila izvedena študija na 30 zdravih prostovoljcih. Uporabljen je bil večji, haptični robot HapticMaster sposoben posredovanja sil do 250 N. Tudi tu je bila navidezna naloga povezana z lovljenjem ravnotežja invertiranega nihala, le nastavitve nihala so zahtevale enkrat manjše, drugič pa večje interakcijske sile, torej večji ali manjši fizični napor. Poleg tega so bile uporabljene tri težavnostne stopnje v obliki različnih zakasnitev odziva robota na gibe roke. Največja težavnostna stopnja je bila namerno neprijetna zato, da bi osebi povzročila frustracijo in stres.



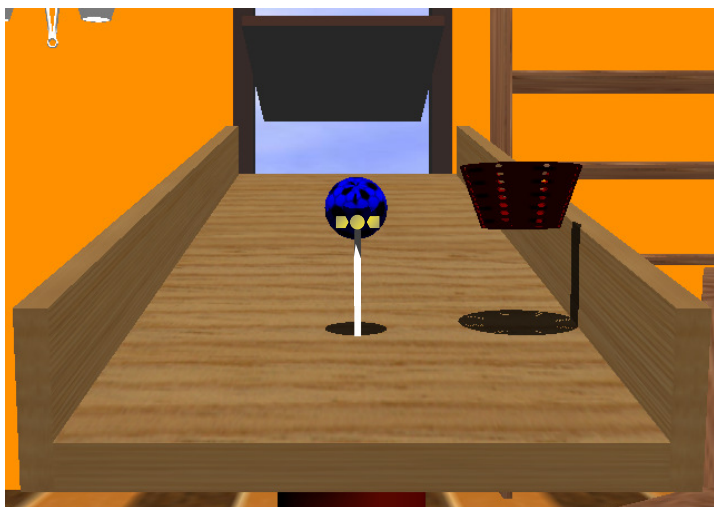
Slika 4.11: Procentualno povečanje spremembe v frekvenci odzivov prevodnosti kože za netežavno gibanje roke in robota, za majhno, srednjo in visoko težavnost. Štiri težavnosti so bile testirane pri majhnem in pri velikem fizičnem naporu.

Slika 4.11 predstavlja vrednosti najbolj pomenljivega parametra za vseh osem situacij, to je procentualno povečanje spremembe v frekvenci odzivov prevodnosti kože. Ta parameter se očitno poveča z večjo fizično obremenitvijo, in tudi z večjo budnostjo, ne spremeni pa se spreminjanjem valence osebe.

V literaturi najdemo več zapisov o spremenjenih psihofizioloških odzivih pri osebah po kapi. Zato smo želeli poiskati enakosti ali razlike v primerjavi z zdravo populacijo – posebej za primer rehabilitacije z robotom v navideznem okolju. Izvedena je bila primerjalna študija med 20 osebami po kapi v subakutni fazi in 20 statistično primerljivimi osebami brez zdravstvenih nevšečnosti [22, 28]. Eksperimentalno okolje je bilo prilagojeno osebam z gibalnimi težavami. Sistem je bil sestavljen iz treh delov: haptičnega robota, navideznega okolja in psihofiziološkega merilnega sistema. Haptični robot Haptic-Master ima tri prostostne stopnje (to je tri sklepe, ki se lahko medsebojno neodvisno premikajo). Senzorji na robotu merijo gibanje, navore ter sile med robotom in človekom. Podobno kot pri GENTLE/S sistemu sta dva aktivna kompenzatorja preko vrvic prevzela težo nadlakti in podlakti. Ker imajo mnogi bolniki po preboleli možganski kapi težave pri dvigovanju roke, se je ta sistem izkazal za zelo uporabnega. Na vrhu robota je bil nameščen še modul za prijemanje navideznih predmetov v navideznem okolju. Sestavna dela tega modula sta dva senzorja za merjenje sil, en meri silo, ki jo uporabnik izvaja s palcem, drugi pa silo, ki jo uporabnik izvaja s kazalcem in sredincem. Robotski sistem nudi tudi različne vrste pomoči. Če oseba sama pri izvajanju naloge ni sposobna premika proti predmetu ali prijema predmeta se to zazna in pri izvedbi naloge nato pomaga robotska naprava. Tudi obotavljanje pri gibanju po navideznem tunelu se zazna in naprava ustrezno pomaga. Te oblike pomoči so поблиže predstavljene v nadaljevanju tega poglavja.

Slika 4.12 prikazuje navidezno okolje uporabljeno v naši raziskavi. V sredini ekrana je miza, ki je rahlo nagnjena navzdol proti osebi. Na višji nasprotni strani se pojavi žoga, ki se kotali po rahlo nagnjeni mizi proti osebi, ki mora seči proti žogi in jo prijeti. Po prijemu se ob robu mize pojavi koš, v katerega je potrebno odložiti žogo. Nato se naloga ponovi. Uporabnik samostojno opravlja nalogo in gibanje, če pa tega ne zmore,

mu sistem nudi pomoč. Haptične pomoči so lahko treh vrst [9]: pri premiku proti žogi, pri samem prijemanju ali pri prenašanju žoge v koš. Katera od teh pomoči je uporabljena, je odvisno od sposobnosti uporabnika. Štirje bolniki so potrebovali pomoč pri premikanju roke proti žogi, sedem jih je potrebovalo pomoč pri prijemanju žoge, osem pa pri dvigovanju žoge v koš. Nekateri med njimi so potrebovali vse tri oblike haptične pomoči [9].



Slika 4.12: Navidezno okolje pri nalogi z žogo. Rumen znak na žogi ponazarja roko in sovпада z vrhom robota, bela črta ponazarja trenutno višino nad mizo.

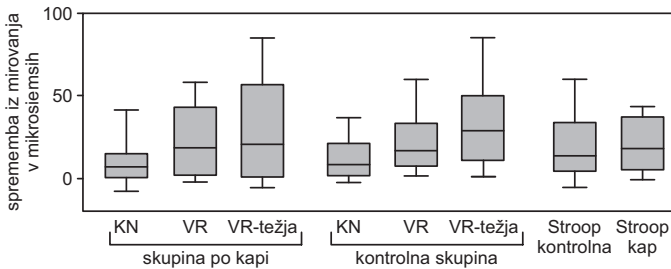
Ves čas mirovanja in izvajanja nalog so bili merjeni štirje fiziološki odzivi, ki odražajo psihične spremembe: frekvenco dihanja, elektrokardiogram, prevodnost kože in temperaturo kože. Tudi pri obravnavani skupini bolnikov po preboleli možganski kapi so se v mirovanju izmerjeni psihofiziološki odzivi razlikovali od odzivov izmerjenih med opravljanjem naloge s pomočjo haptičnega robota. Kot primerjava je bil uporabljen tudi klasični psihološki Stroop test [29].

Med opazovanimi psihofiziološkimi parametri se je za ugotavljanje stanja oseb po kapi pokazala kot najbolj uporabna prevodnost kože (slika 4.13). Prevodnost kože se je razlikovala med samo fizično nalogo, med normalno nalogo in težjo nalogo v navidezni resničnosti. Srednja frekvenca vrednosti odzivov prevodnosti kože je bila povezana z budnostjo posameznikov, kot so jo označili v vprašalnikih v obeh skupinah, kontrolni in skupini oseb po kapi. Temperatura kože je imela različne trende v obeh testiranih skupinah, spremembe so tudi počasnejše od sprememb v prevodnosti kože (slika 4.14). Parametri srčnega utripa so negotovi glede na valenco in budnost, so pa močno odvisni od fizičnega napora (slika 4.15).

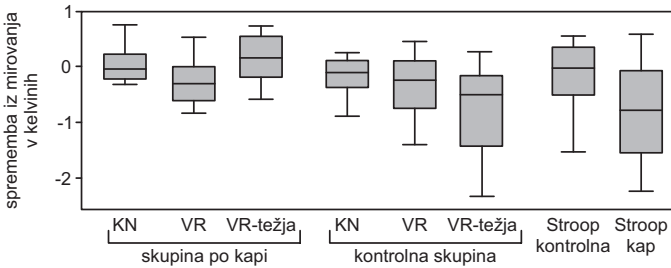
Rezultati Stroop testov so pridobljeni brez fizične dejavnosti, torej so izmerjeni odzivi dejansko posledica psihološke aktivnosti. Gotovo bi drugačna rehabilitacijska naloga lahko povzročila drugačne odzive pri različnih osebah, hkrati bi pa različnost scenarijev povečala zanimanje in motivacijo [29]. Ne smemo spregledati, da so ti odzivi avtonomnega živčnega sistema zanesljiv indikator budnosti, pri čemer so povezave z valenco negotove. Medtem ko je mogoče sklepati na prisotnost večje ali manjše mentalne aktivnosti, je torej težko povedati, ali se oseba počuti dobro.

Spremljanje budnosti oziroma mentalne aktivnosti je torej eden od treh sklopov parametrov, ki bi lahko bili primerni, da bi jih robotski rehabilitacijski sistem upošteval in glede na izmerjene vrednosti prilagajal parametre vadbe. Druga dva možna sklopa parametrov v tem zapisu še nista bila omenjena. Kot enega od dveh sklopov lahko enostavno upoštevamo uspešnost pri nalogi. To pomeni štetje prenesenih predmetov. V tretji sklop parametrov za ocenjevanje osebe spada množica biomehanskih parametrov, kot so hitrosti, sile, odmiki in drugi spremljajoči parametri.

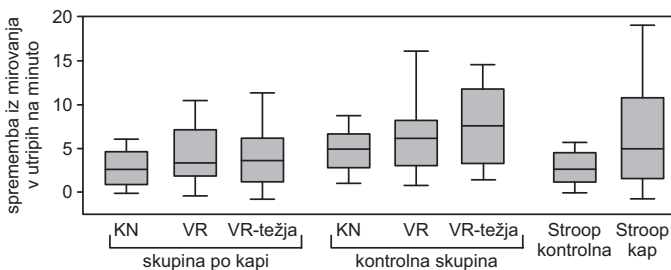
Te tri skupine merljivih parametrov, psihofiziološke, uspešnostne in biomehanske, je mogoče spremljati in glede na nji-



Slika 4.13: Spremembe v srednji vrednosti prevodnosti kože v različnih nalogah (KN – fizična naloga, VR – naloga v navidezni resničnosti)

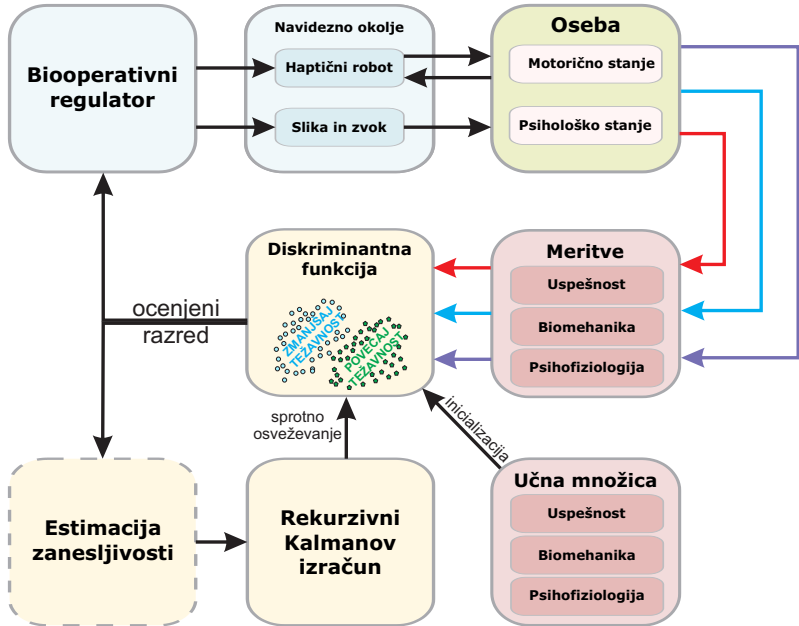


Slika 4.14: Spremembe v končni vrednosti temperature kože v različnih nalogah



Slika 4.15: Spremembe v srednji vrednosti srčnega utripa v različnih nalogah

hove vrednosti sproti prilagajati rehabilitacijske naloge za posamezno osebo [30].

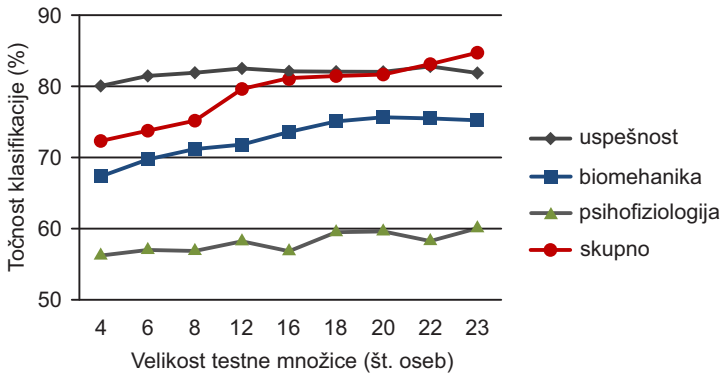


Slika 4.16: Implementacija biokooperativnega zaprtozančnega sistema, ki se prilagaja trenutni osebi. Starejši komplet podatkov urjenja je uporabljen za inicializacijo pravil za združevanje podatkov. Ta pravila so kasneje rekurzivno osvežena kot posledica uporabe estimatorja, medtem ko je oseba v stiku z večmodalnim okoljem.

Slika 4.16 v sredini zgoraj predstavlja večmodalno okolje, desno pa osebo, na katero vpliva. Z meritvami zajamemo vse tri skupine parametrov, ki so nato vhod v diskriminantno funkcijo. Implementirane si bile različne diskriminantne funkcije, od linearne in kvadratične diskriminantne analize, diagonalne linearne in kvadratične diskriminantne analize (tip naivnega Bayesovega klasifikatorja), metode najbližjih sosedov, klasifikacijskega drevesa, metode podpornih vektorjev do adaptivne

linearne diskriminantne analize. 24 zdravih in 11 hemiplegičnih oseb je bilo testiranih na odprtozančni način, kjer ocenjeni razred ni bil uporabljen za nastavitev kompleksnosti v sistemu. 10 zdravih in 6 hemiplegičnih oseb pa je sodelovalo pri zaprtozančni uporabi biokooperativne povratne zanke. Uporabljen je bil že opisani scenarij z mizo in žogo.

Med odprtozančnim načinom so bile osebe redno vprašane, kakšno kompleksnost naloge bi same izbrali v naslednjem koraku [29]. Med avtomatskimi metodami se je najbolje pokazala adaptivna diskriminantna analiza, ki hitreje doseže večjo točnost (slika 4.17).



Slika 4.17: Točnost klasifikacije za tri skupine merljivih parametrov pri zdravih osebah. Podatki so bili pridobljeni v odprti zanki za najboljši primer neadaptivne metode.

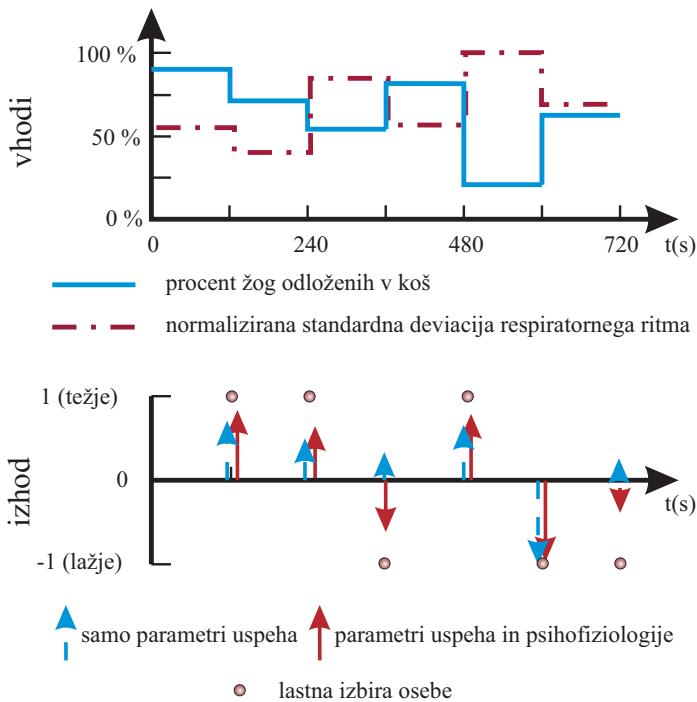
Najbolj zanesljivi so se pokazali parametri uspešnosti z zupanjem preko 80 % tako pri zdravih kot pri hemiplegičnih osebah. Biomehanski parametri so imeli točnost nekaj manjšo, preko 75 %, medtem ko so psihofiziološki parametri v nasprotju s pričakovanji pokazali najmanjšo točnost med vsemi. Kratko rečeno to pomeni, da so psihofiziološki parametri med vsemi najmanj zanesljivi za uporabo v biokooperativni povratni zanki. Kombinacija vseh treh skupin parametrov izboljša točnost kla-

sifikacije za nekaj procentov na maksimalno vrednost do blizu 90 %. Po ugotovitvi manjše relevantnosti psihofizioloških parametrov, nastane dilema ali povečanje točnosti v območju nekaj procentov, kot posledica uporabe psihofiziološke povratne zanke, upraviči večjo kompleksnost sistema. Parametri uspešnosti so nasprotno običajno hitro in preprosto dostopni, dokaj preprosto pa je mogoče slediti tudi biomehanskim parametrom. Seveda je točnost v bližini 100 % nerealistična, saj osebe same včasih niso imele jasno izražene volje o povečani ali zmanjšani kompleksnosti v naslednji stopnji. Še posebej to lahko trdimo, ker sta se v 90 % primerov pokrivali mnenji testirane osebe in raziskovalca eksperta, nista se pa pokrivali vedno. Vnaprej so bile pričakovane nižje vrednosti za točnosti zasnovane na psihofizioloških parametrih pri pacientih glede na zdrave osebe. Izmerjene vrednosti so se pokazale za enake, kljub nekoliko manjši eksperimentalni množici pacientov [23].

V odprtozančnih testih je bila vedno najbolj zanesljiva linearna diskriminantna analiza pri vseh treh skupinah parametrov [30]. Zato je bil ta algoritem uporabljen tudi pri ocenah v zaprtozančni uporabi biokooperativne povratne zanke. Pri zdravih osebah so bili vključeni naslednji parametri: procent ujetih žog, srednja frekvenca vrednosti odzivov prevodnosti in EKG parameter izračunan kot normalizirano število različnih intervalov v zaporedju NN intervalov daljših od 50 ms.

Pri hemiplegičnih osebah so bili upoštevani štirje parametri: procent žog odloženih v koš, standardna deviacija respiratornega ritma, celotna moč visokofrekvenčnega dela spektra EKG in kvadratni koren srednjih kvadratnih razlik zaporednih NN intervalov. V odprtozančnih testih je linearna diskriminantna analiza dosegla vrednost zaupanja 88,3 % za zdrave in 88,9 % za paciente. Raziskovalec ekspert in oseba sta se strinjala v 91,7 % vseh primerov pri zdravih in 97,2 % pri pacientih. V analizi po opravljenih testiranjih so bili zaprtozančni podatki uporabljeni tudi z najboljšo diskriminantno funkcijo zasnovano samo na

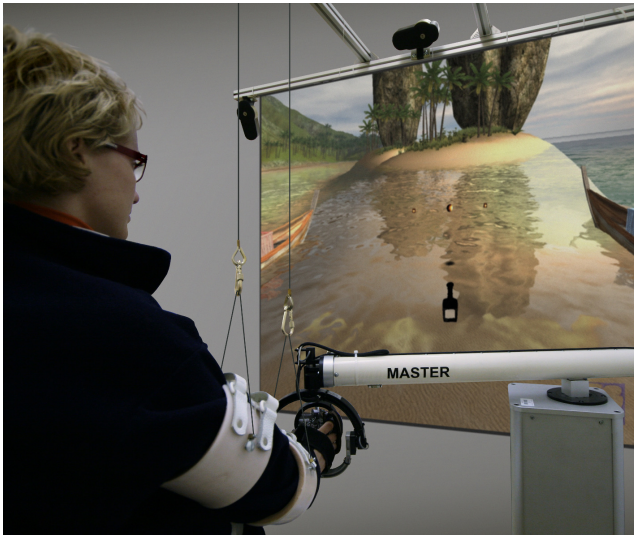
podatkih uspešnosti. Sami podatki uspešnosti so vodili do vrednosti zaupanja 86,7 % za zdrave in 83,3 % za paciente. Primer je podan na sliki 4.18. V naslednji analizi je bila uporabljena adaptivna diskriminantna analiza z enakimi vrednostmi zaupanja za zdrave in paciente. Primer na sliki 4.18 spodaj prikazuje najboljše ujemanje med osebno izbiro in metodo zasnovano na parametrih uspešnosti in psihofiziologije.



Slika 4.18: Rezultati urjenja hemiplegične osebe v zaprtozankni bio-kooperativni zanki. Prikazana sta dva vhoda, parameter uspešnosti in psihofiziološki ter izračunani izhod. V tretji iteraciji je parameter uspešnosti zmerno pozitiven, dihanje postane neenakomerno kot znak stresa. V končni iteraciji sta tako parameter uspešnosti, kot psihofiziološki parameter nezanesljiva, oseba je predlagala, da bi kompleksnost naloge ostala enaka.

4.8 Multimodalno okolje v projektu MIMICS

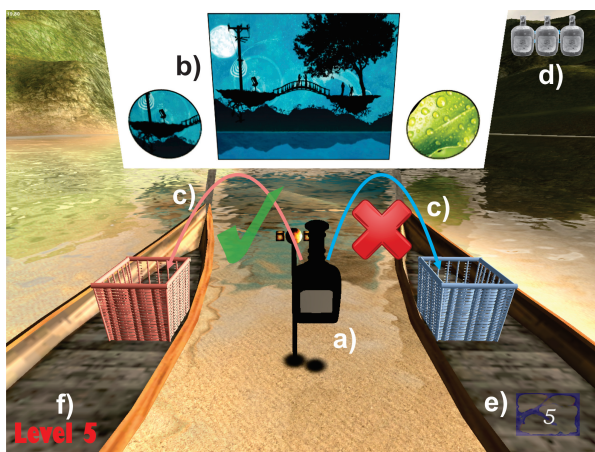
V gornjem odstavku so omenjene tri skupine parametrov: psihofiziološki, biomehanski in parametri uspešnosti. V nadaljevanju je prikazano večmodalno okolje, ki obsega vidno in zvočno modalnost ter otip oziroma haptičnost. Predstavili bomo, kaj vse je v tem okolju mogoče spreminjati, da bi bila naloga bolj ali manj kompleksna, da bi se tako rehabilitacijski sistem samodejno prilagajal osebi in se njej kar najbolj primerno odzival.



Slika 4.19: Rehabilitacijsko okolje s haptičnim robotom, ki ima na vrhu nameščen mehanizem za prijemanje. Na zaslonu je prikazan scenarij otoka z dvojno nalogo. Vidna je vodna površina s steklenico.

Glavne komponente multimodalnega sistema so [21]: velik grafični zaslon, zvočniki prostorskega zvoka in haptični robot za pomoč pri gibanju zgornje ekstremitete (slika 4.19). To naj bi bilo visoko sposobno, prefinjeno, vendar nevsiljivo okolje,

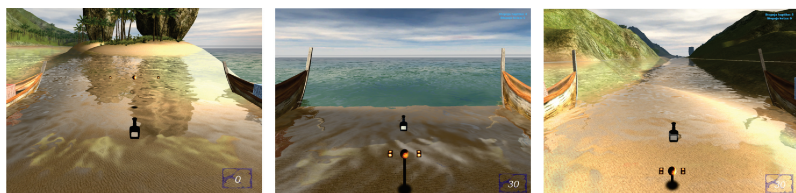
v katerem bi se oseba dobro počutila in bi ga želela čim dlje in čim večkrat uporabljati. Velik zaslon v eksperimentalnem okolju je imel možnost prostorske 3D projekcije, tisti uporabljen v kliničnem okolju je bil podobne velikosti, vendar 2D. Trije zvočniki so bili uporabljeni pred in dva za osebo. Delovno območje haptičnega robota HapticMaster se je dobro pokrivalo z delovnim prostorom roke. Za prijemanje je bil uporabljen že prej omenjeni mehanizem, podobno je bila izvedena kompenzacija teže roke.



Slika 4.20: a) Kratka fizična naloga (ujemi steklenico), b) kognitivna naloga (kateri odgovor je pravilen – levi ali desni), c) fizična naloga – steklenico je potrebno odložiti v pravilno košaro (desno ali levo), d) takojšnja informacija o uspehu (število zbranih steklenic), e) točke (tekmovanje), f) srednjeročni cilj (epizode)

Rehabilitacijska dvojna naloga s sporočilom v steklenici ponuja možnosti za izvedbo notranjih kot tudi zunanjih elementov motivacije (slika 4.20). Motivacija je namreč zelo pomembna za uspešen rehabilitacijski proces. Elementi motivacije so dobro izdelani na področju računalniških iger. K notranji motivaciji spadajo predvsem fantazija, izziv, radovednost, nadzor

situacije, tekmovalnost, sodelovanje in pohvala. Zunanji motivacijski faktorji zadovoljstva pa so zanimive vmesne stopnje, nevsiljiv in tekoč potek, možnost nenadnega izstopa iz poteka, efektivnost pri delovanju, uspešen zaključek, končni dosežek, kot tudi cilji, ki so lahko kratko, srednje in dolgoročni.



Slika 4.21: Tri okolja v scenariju



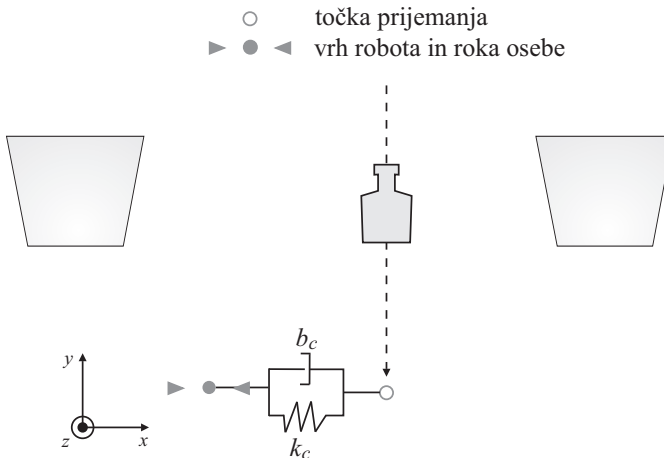
Slika 4.22: Različne faze scenarija z vprašanji v obliki grafike ali teksta

Celotno navidežno okolje je haptično in vizualno (sliki 4.20 in 4.21). Steklenica na vodi priplava proti uporabniku, ki se ji brez ali s pomočjo robota približa ter jo prime (fizična naloga premikanja roke in prijemanja na sliki 4.20). Z uspešnim prijemom se izpiše vprašanje v besedni ali grafični obliki (slika 4.22). Oseba izbere med dvema možnostma (kognitivna naloga) in odgovori tako, da odloži steklenico v koš na tisti strani, kjer je pravilen odgovor (fizična naloga premikanja roke in odlaganja). Uporabnik vidi naravno okolje z vodo, čolnoma, steklenico in košarama, hkrati pa mu haptični robot omogoča, da tudi z otipom čuti vodo, čolna, steklenico (npr. težo) in košari

prazen prostor. Vprašanja so grupirana v različna področja po težavnosti. Težavnost je v celoti mogoče spreminjati na različne načine. Nekatere možnosti vpliva na težavnost so: spreminjanje hitrosti plavanja steklenice v reki, spreminjanje velikosti steklenice, spreminjanje teže steklenice, spreminjanje višine košar, spreminjanje kraja postavitve košar.

4.9 Oblike pomoči v rehabilitacijskem scenariju

Haptični robot lahko nudi različne oblike pomoči [9, 21]: pri premiku roke proti steklenici, pri samem prijemanju steklenice [31] ali pri prenašanju steklenice v košaro. Pomoč pri premiku proti steklenici je namenjena tistim z zmanjšano sposobnostjo seganja.

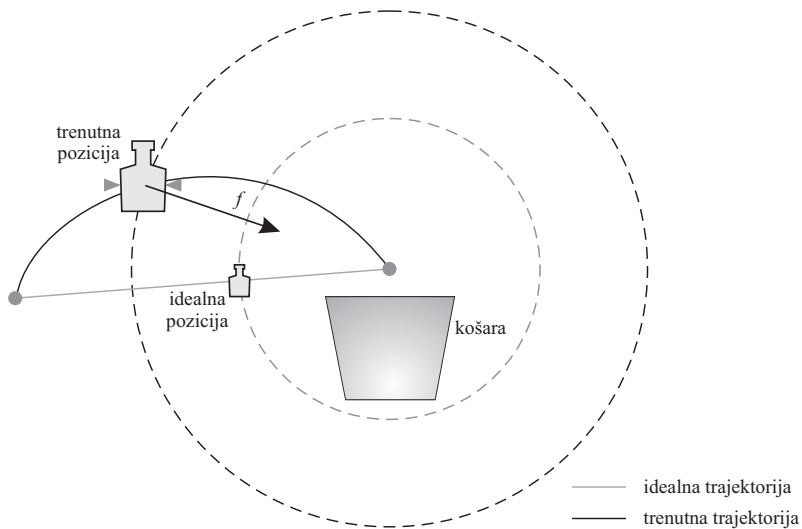


Slika 4.23: Pomoč pri premiku proti steklenici

Na sliki 4.23 spodaj levo je prikazana trenutna točka roke in hkrati vrha robota, v sredini spodaj pa je točka prijema ste-

klenice. V primeru pomoči pri prijemanju je med tema dvema točkama vključena vzmet z dušilcem. Ta podrobnost je dodana v siceršnji fizikalni model. Dušilec prispeva k gladkemu gibanju, vzmet pa povzroči na roko silo, katere velikost je odvisna od odmika od točke prijema steklenice. Kolikor je odmik majhen, je tudi sila neznatna, v primeru večjega odmika pa deluje opazno večja privlačna sila proti točki prijema.

Pomoč pri prijemanju steklenice deluje tako, da se steklenica samodejno prilepi na roko oziroma vrh robota, takoj ko je ta dovolj blizu točke prijemanja. To se zgodi že brez najmanjšega stiska s prsti roke, kar pomaga osebam, ki aktivnosti prijemanja same ne morejo izvesti.



Slika 4.24: Adaptivna pomoč uporabniku

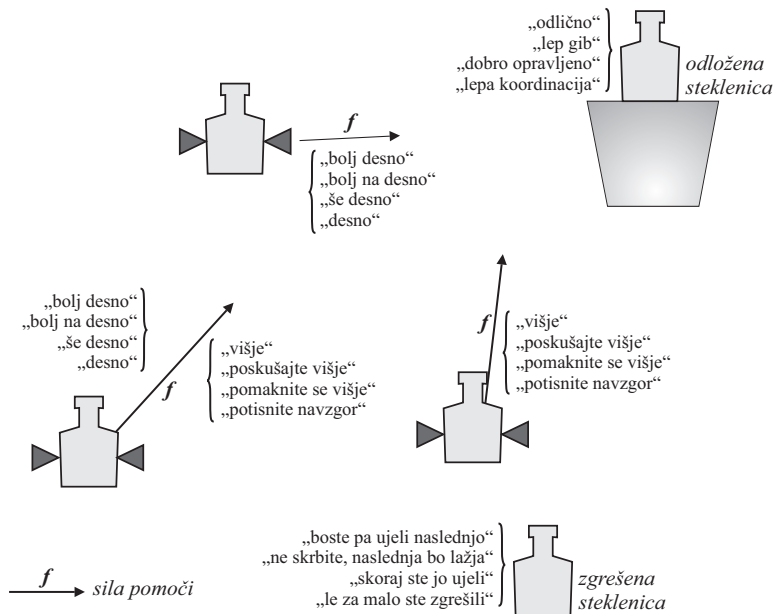
Pomoč pri gibanju v prostoru, oziroma pri prenašanju predmeta s točke na točko se lahko izvede na dva različna načina. Prva je pomoč s haptičnim tunelom (slika 4.4). Med začetno in končno točko gibanja je definirana tridimenzionalna trajekto-

rija zapisana v obliki enačb. Impedančni krmilnik haptičnega robota zatem generira sile, ki so v prečni smeri tunela odvisne od dveh komponent, navideznega dušenja in vzmeti. Pri veliki hitrosti ali pri velikem odstopanju v prečni smeri je izraženost teh dveh komponent večja, sicer pa neopazna. vzdolž referenčne trajektorije je dodana premikajoča se referenčna ročka, ki preko navidezne vzmeti uporabnika vleče proti cilju [32]. Spet je ta efekt bolj očiten pri večjih odstopanjih, sicer pa je manj izražen.

Zanimiva je tudi adaptivna pomoč pri gibanju v prostoru (slika 4.24). Podobno kot prej imamo trenutno začetno in končno točko, ki ju povezuje ravna idealna navidezna linija. Lahko pa se zgodi, da je trenutna točka močno odmaknjena od idealne linije. To vzpostavi privlačno polje sil, ki uporabnika vlečejo proti končni točki. Podobno se vzpostavi privlačno polje sil [33] v primeru, ko je uporabnik sicer na idealni trajektoriji, vendar se tam dolgo obotavlja na istem mestu. V obeh primerih haptični robot prepozna takšno stanje in samodejno začne prilagajati pomoč, to je silo robota, in tako pomagati uporabniku pri gibanju proti končni točki.

Adaptivni odzivi in prepoznavanje stanja gibanja uporabnika zaradi odstopanja od idealne navidezne linije ali kot posledica obotavljanja so lahko uporabljene še za namen posredovanja govornih spodbud. V primeru vadbe s terapevtko, bi ta gotovo pogosto komentirala, spodbujala in uporabila pohvale, če drugače ne, v primeru prevelikih odstopanj. Prav te spodbude terapevtk smo poslušali, jih zapisali ter zatem združili z adaptivnim algoritmom (slika 4.25). V primeru gibanja roke preveč na levo je na mestu spodbuda v obliki „bolj desno“, mogoče „pomaknite se višje“ ali na koncu pohvala „lep gib“. Občutljivost sistema mora biti pravilno nastavljena, da so spodbude zaželenne in ne prepogosto nadležne. Poleg govornih spodbud so v delovanje sistema vključeni tudi razni zvoki iz okolice (narave), ki dogajanje približajo realnosti. Dodatno je v reha-

bilitacijskem sistemu možna izbira klasične, slovenske domače, pop in rock glasbe. Glasba je grupirana po skupinah z veliko budnostjo in pozitivno valenco, veliko budnostjo in negativno valenco ter nizko budnostjo in pozitivno valenco, izbira je tu prepuščena uporabniku in ne sistemu.



Slika 4.25: Govorne instrukcije uporabljene kot spodbude, med katerimi izbira adaptivni algoritem med različnimi dogodki med gibanjem.

Gibalno in zaznavno zahtevne naloge so se tudi pri spodnjih ekstremitetah pokazale kot glavni ključ do uspeha v procesu rehabilitacije [34]. Kljub zelo različnim zaznavnim sposobnostim v populaciji bolnikov po kapi, se trenutne rehabilitacijske platforme ne prilagajajo zaznavnim sposobnostim posamezne osebe, saj je zaznavne sposobnosti težko ocenjevati med samim

urjenjem. Tudi pri spodnjih ekstremitetah je bila opravljena študija na skupini zdravih oseb in skupini oseb po kapi. Urjenje obeh skupin v kombinaciji z navideznim okoljem, v katerem je bilo mogoče prilagajati zahtevnost. Zahtevnost naloge je bila merjena preko psihofizioloških parametrov in podatkov o uspešnosti. Najprej so bili v odprtozračnih testiranjih pridobljeni podatki za učenje linearnega adaptivnega klasifikacijskega algoritma, ki je bil pozneje uporabljen pri sprotnem prepoznavanju razredov. V primerjavi z vprašalniki je bila točnost klasifikacije 88 % pri zdravih osebah in 75 % pri pacientih. Vnaprej naučen klasifikator je bil potem uporabljen v zaprtozračnem načinu s samodejnim sprotnim prilagajanjem, tako da niso bili uporabniki niti premalo niti preveč obremenjeni z nalogo.

4.10 Lokomat, robot za spodnje ekstremitete

Najbolj priznan rehabilitacijski robot za spodnje ekstremitete je danes Lokomat, proizvaja ga Hocoma v Švici [35]. Urjenje hoje poteka na tekalni stezi. Noge pacienta se s pomočjo robota premikajo po zelo ponovljivih trajektorijah v kolku in kolenu, ki v tem primeru temeljijo na pozicijskem vodenju. Navore v kolku in kolenu je mogoče določiti preko senzorjev sil integriranih v mehanizem Lokomata. Vodenje robota lahko za namene raziskav uporablja tudi impedančni krmilnik, tako postane Lokomat haptični robot.

V začetku skupnih raziskav v projektu MIMICS robot Lokomat ni imel povezave z vizualnim zaslonom. Robolab na Fakulteti za elektrotehniko Univerze v Ljubljani je v okviru MIMICS aktivnosti svoje raziskave usmeril v urejanje zgornjih ekstremitet, kot je prikazano v zgornjem zapisu. Kolegi na ETH Zurich so podobno posvetili vso svojo dejavnost spodnjim ekstremitetam. Večmodalno okolje za spodnje ekstremitete predstavlja

kot haptični vmesnik robot Lokomat, velik projekcijski zaslon, predvaja pa se tudi prostorski zvok (sliki 4.26 in 4.27) [36].

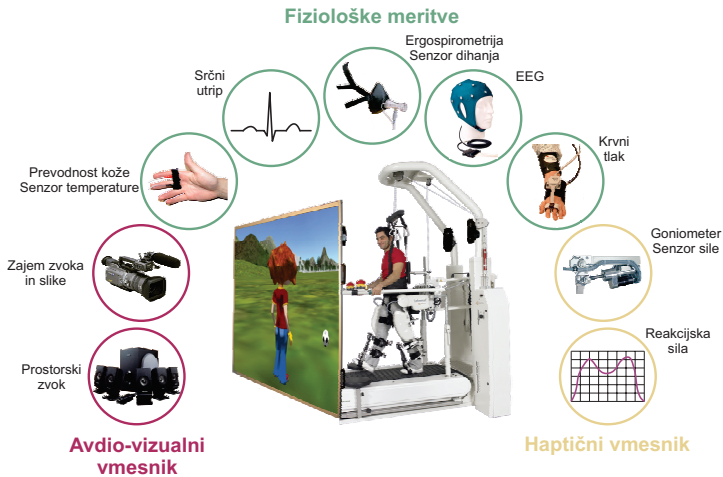
4.11 Zaključek

Glavno sporočilo tega zapisa je, da je merjenje psihofizioloških parametrov in parametrov uspeha mogoče opravljati med robotskim urjenjem zgornjih in spodnjih ekstremitet. Na osnovi teh meritev je možno zasnovati objektivno ovrednotenje predvsem budnosti osebe. Na takšnem zaznavanju temelji prilagajanje robota osebi, ki jo urimo. Prvič je bilo torej pokazano tako pri zdravih osebah kakor tudi pri nevroloških pacientih sprotno zaprtoznančno spreminjanje kompleksnosti večmodalnega okolja in s tem kompleksnosti urjenja. Samo parametri uspeha lahko deloma nadomestijo psihofiziološka merjenja, vendar se točnost klasifikacije zmanjša.

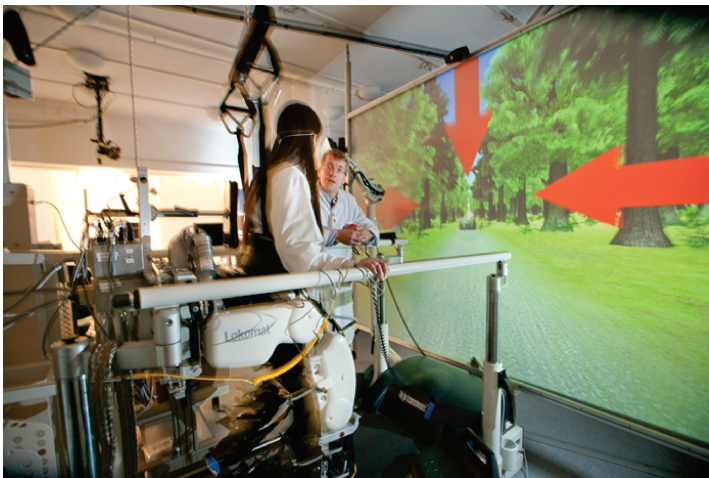
Pri upoštevanju človeka kot središča zaprtoznančne biokoooperativne zanke ni več potrebno, da se človek prilagodi robotu. Rehabilitacijske naprave prihodnosti bodo lahko izkoriščale adaptivne algoritme za sprotno prilagajanje posameznemu bolniku. Pridobljena spoznanja in uporabljeni principi pa niso omejeni samo na področje rehabilitacije, ampak bodo lahko uporabljeni v zelo splošnih sistemih človek-stroj. Ne nazadnje smo priča vsaj začetne tovrstne uporabe že pri nekaterih spletnih tehnologijah.

4.12 Literatura

- [1] Matjaž Mihelj, Janez Podobnik. *Haptics for Virtual Reality and Teleoperation*. Springer, 2012.
- [2] Matjaž Mihelj, Domen Novak, Samo Beguš. *Virtual Reality Technology and Applications*. Springer, 2014.



Slika 4.26: Shematski prikaz haptičnega vmesnika za spodnje ekstremitete, audio in video okolja ter fizioloških meritev, vse v enem multimodalnem okolju (delo in slika ETH Zurich)



Slika 4.27: Multimodalno okolje s haptičnim robotom Lokomat za spodnje ekstremitete, dobro grafiko in prostorskim zvokom (delo in slika ETH Zurich)

- [3] Albert Rizzo, Gerardjounghyun Kim. A SWOT analysis of the field of virtual reality rehabilitation and therapy. *Presence*, 14 (2):119–146, 2005.
- [4] Peter Peer, Aleš Jaklič, Luka Šajn. A computer vision based system for a rehabilitation of a human hand. *Periodicum biologorum*, 115(4):535–544, 2013.
- [5] Merrill A Ritter, Vicki S Gandolf, Kirk S Holston. Continuous passive motion versus physical therapy in total knee arthroplasty. *Clinical orthopaedics and related research*, 244:239–243, 1989.
- [6] Peter Lum, David Reinkensmeyer, Richard Mahoney, William Z Rymer, Charles Bugar, et al. Robotic devices for movement therapy after stroke: current status and challenges to clinical acceptance. *Topics in stroke rehabilitation*, 8(4):40–53, 2002.
- [7] Hermano I Krebs, Neville Hogan, Mindy L Aisen, Bruce T Volpe. Robot-aided neurorehabilitation. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 6(1):75–87, 1998.
- [8] Reza Shadmehr, Ferdinando A Mussa-Ivaldi. Adaptive representation of dynamics during learning of a motor task. *The Journal of Neuroscience*, 14(5):3208–3224, 1994.
- [9] Jaka Zihlerl, Domen Novak, Andrej Olenšek, Matjaž Mihelj, Marko Munih. Evaluation of upper extremity robot-assistances in subacute and chronic stroke subjects. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 7:52–52, 2010.
- [10] Janez Podobnik, Matjaž Mihelj, Marko Munih. Upper limb and grasp rehabilitation and evaluation of stroke patients using he-nrie device. V *Proceedings Virtual Rehabilitation 2009*, str. 173–178. IEEE, 2009.
- [11] Hermano I Krebs, Neville Hogan, Bruce T Volpe, Mindy L Aisen, Lisa Edelstein, C M Diels. Overview of clinical trials with MIT-MANUS: a robot-aided neuro-rehabilitation facility. *Technology and Health Care*, 7(6):419–423, 1999.

- [12] David J Reinkensmeyer, Leonard E Kahn, Michele Averbuch, Alicia McKenna-Cole, Brian D Schmit, W Zev Rymer. Understanding and treating arm movement impairment after chronic brain injury: progress with the ARM guide. *Journal of Rehabilitation Research & Development*, 37(6), 2000.
- [13] Susan Coote, Emma Stokes, Brendan Murphy, William Harwin. The effect of GENTLE/s robot-mediated therapy on upper extremity dysfunction post stroke. V *Proceedings 8th International Conference on Rehabilitation Robotics, ICORR 2003*, str. 23–25. IEEE, 2003.
- [14] Junji Furusho, Ken'ichi Koyanagi, Yusuke Imada, Yuki Fujii, Kazuhiko Nakanishi, Kazuhisa Domen, Koichi Miyakoshi, Ushio Ryu, Shigekazu Takenaka, Akio Inoue. A 3-D rehabilitation system for upper limbs developed in a 5-year NEDO project and its clinical testing. V *Proceedings 9th International Conference on Rehabilitation Robotics, ICORR 2005*, str. 53–56. IEEE, 2005.
- [15] Andras Toth, Gabor Fazekas, Gusztav Arz, Mihaly Jurak, Monika Horvath. Passive robotic movement therapy of the spastic hemiparetic arm with REHAROB: report of the first clinical test and the follow-up system improvement. V *Proceedings 9th International Conference on Rehabilitation Robotics, ICORR 2005*, str. 127–130. IEEE, 2005.
- [16] Arno H Stienen, Jacob G McPherson, Alfred C Schouten, Jules P Dewald. The ACT-4D: A novel rehabilitation robot for the quantification of upper limb motor impairments following brain injury. V *Proceedings International Conference on Rehabilitation Robotics, ICORR 2011*, str. 1–6. IEEE, 2011.
- [17] Tobias Nef, Matjaž Mihelj, Robert Riener. ARMin: a robot for patient-cooperative arm therapy. *Medical & biological engineering & computing*, 45(9):887–900, 2007.
- [18] Verena Klamroth-Marganska, Javier Blanco, Katrin Campen, Armin Curt, Volker Dietz, Thierry Ettlin, Morena Felder, Bernd Fellinghauer, Marco Guidali, Anja Kollmar, Andrea Luft, Tobias Nef, Corina Schuster-Amft, Werner Stahel, Robert Riener. Three-dimensional, task-specific robot therapy of the arm: a

- multicenter randomized clinical trial in stroke patients. *The Lancet Neurology*, 13(2):159–166, 2014.
- [19] Jakob Oblak, Imre Cikajlo, Zlatko Matjačič. Universal haptic drive: A robot for arm and wrist rehabilitation. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 18(3): 293–302, 2010.
- [20] Jaka Ziherl, Janez Podobnik, Mario Šikić, Marko Munih. Pick to place trajectories in human arm training environment. *Technology and Health Care*, 17(4):323–335, 2009.
- [21] Matjaž Mihelj, Domen Novak, Maja Milavec, Jaka Ziherl, Andrej Olenšek, Marko Munih. Virtual rehabilitation environment using principles of intrinsic motivation and game design. *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*, 21(1):1–15, 2012.
- [22] Domen Novak, Jaka Ziherl, Andrej Olenšek, Maja Milavec, Janez Podobnik, Matjaž Mihelj, Marko Munih. Psychophysiological responses to robotic rehabilitation tasks in stroke. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 18(4):351–361, 2010.
- [23] Frans A Boiten, Nico H Frijda, Cornelis JE Wientjes. Emotions and respiratory patterns: review and critical analysis. *International Journal of Psychophysiology*, 17(2):103–128, 1994.
- [24] Kyung Hwan Kim, SW Bang, SR Kim. Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals. *Medical and biological engineering and computing*, 42(3):419–427, 2004.
- [25] Wolfram Boucsein. *Electrodermal activity*. Plenum Press, New York, 1992.
- [26] JA Veltman and AWK Gaillard. Physiological workload reactions to increasing levels of task difficulty. *Ergonomics*, 41(5): 656–669, 1998.

- [27] Domen Novak, Matjaž Mihelj, Marko Munih. Psychophysiological responses to different levels of cognitive and physical workload in haptic interaction. *Robotica*, 29(3):367–374, 2011.
- [28] Metka Javh, Domen Novak, Nika Goljar, Marko Munih. Merjenje psihofizioloških odzivov pri bolnikih po preboleli možganski kapi med vadbo z robotsko napravo HapticMaster. *Rehabilitacija*, 10(1):7–13, 2011.
- [29] Maja Milavec, Domen Novak, Matjaž Mihelj, Marko Munih. Vpliv občutljivosti motivacijskih sistemov BIS in BAS na izvajanje rehabilitacijskih nalog po možganski kapi. *Psihološka obzorja*, 20(4):95–114, 2011.
- [30] Domen Novak, Matjaž Mihelj, Jaka Zihnerl, Andrej Olenšek, Marko Munih. Psychophysiological measurements in a biocooperative feedback loop for upper extremity rehabilitation. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 19(4):400–410, 2011.
- [31] Janez Podobnik, Domen Novak, Marko Munih. Grasp coordination in virtual environments for robot-aided upper extremity rehabilitation. *Biomedical Engineering: Applications, Basis and Communications*, 23(06):457–466, 2011.
- [32] Matjaž Zadavec, Zlatko Matjačić. Planar arm movement trajectory formation: An optimization based simulation study. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 33(2):106–117, 2013.
- [33] James L Patton, Ferdinando A Mussa-Ivaldi. Robot-assisted adaptive training: custom force fields for teaching movement patterns. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(4):636–646, 2004.
- [34] Alexander Koenig, Domen Novak, Ximena Omlin, Michael Pulfer, Eric Perreault, Lukas Zimmerli, Matjaž Mihelj, Robert Riener. Real-time closed-loop control of cognitive load in neurological patients during robot-assisted gait training. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 19(4):453–464, 2011.

- [35] Lars Lunenburger, Gery Colombo, Robert Riener, Volker Dietz. Clinical assessments performed during robotic rehabilitation by the gait training robot lokomat. V *Proceedings 9th International Conference on Rehabilitation Robotics, ICORR 2005*, str. 345–348. IEEE, 2005.
- [36] Tomaž Koritnik, Alexander Koenig, Tadej Bajd, Robert Riener, Marko Munih. Comparison of visual and haptic feedback during training of lower extremities. *Gait & Posture*, 32(4):540–546, 2010.

Poglavje 5

Učenje motoričnih spretnosti v robotiki

Aleš Ude

Današnji robotski sistemi uspešno opravljajo številne naloge v industrijskih okoljih. Zlasti v avtomobilski industriji se uporabljajo pri večini montažnih nalog, pri katerih so zaradi svoje natančnosti in ponovljivosti celo bolj učinkoviti kot ljudje. Roboti svoje naloge vedno opravijo na enak način, kar je pomembno pri zagotavljanju kvalitete izdelkov. Robotski sistemi v industrijskih okoljih so uspešni predvsem zato, ker lahko robotovo delovno okolje ustrezno pripravimo za njegovo delo. Današnje robotske celice so dobro zavarovane in ponavadi ločene od okolja, v katerem delajo ljudje. Zato ne prihaja do situacij, ki jih robotski programer ni mogel predvideti, ko je pripravljaj robotovo programsko opremo. Robotske sisteme, ki deluje v takšnih celicah, lahko vnaprej sprogramiramo za želeno nalogo, saj se jim v takšnih okoljih ni treba prilagajati na spremembe v delovnem prostoru.

Eden od poglobitvinih ciljev moderne robotike je, da bi lahko roboti opravljali koristna dela tudi v bolj naravnih okoljih in postali sestavni del naše družbe. Roboti bi lahko pomagali ljudem na primer v bolnicah, domovih za ostarele, šolah in seveda

Aleš Ude

Institut „Jožef Stefan“

email: ales.ude@ijs.si

tudi na njihovih domovih. Za pomoč v takšnih okoljih so zaradi svoje podobnosti ljudem primerni predvsem humanoidni roboti. Okolja, v katerih delujejo ljudje so namreč prilagojena ljudem, poleg tega pa ljudje precej uspešneje in na bolj naraven način sodelujejo z roboti, ki so jim podobni. Vendar pa so takšna okolja nepredvidljiva, zato je nemogoče vnaprej sprogramirati vse potrebne robotske operacije in predvideti vse možne situacije, v katerih bo moral robot delovati in se ustrezno odzivati [1]. Posledično se bodo morali roboti, namenjeni delu v naravnih okoljih, znati prilagajati novim situacijam in se tudi samostojno ali ob pomoči inštruktorja učiti novih gibanj in nalog. Svoja gibanja bodo morali stalno prilagajati ne samo zunanjim spremembam, ampak tudi postopni obrabi strojne opreme. To zahteva neprestano kalibracijo notranjih kinematičnih in dinamičnih modelov, ki jih roboti uporabljajo pri odločanju in pri izvedbi svojih gibov. Sposobnost učenja bo zato nepogrešljiv sestavni del bodočih avtonomnih robotskih sistemov, ki bodo zmožni delovati v naravnih okoljih in v stiku z ljudmi.

Robotsko učenje motoričnih spretnosti ni enostavna naloga, saj je pri iskanju optimalnih robotskih gibanj potrebno raziskati zelo velik prostor, ki eksponentialno narašča s številom prostostnih stopenj robota [2]. Tako ima na primer humanoidni robot HOAP-III (slika 5.1) 26 prostostnih stopenj. Če vsako prostostno stopnjo sorazmerno grobo diskretiziramo v 20 diskretnih stanj, dobimo za opis ene konfiguracije robota vsega skupaj $20^{26} \approx 10^{34}$ možnih stanj. K prostostnim stopnjam je potrebno pri humanoidnih robotih, ki se samostojno gibljejo v tridimenzionalnem prostoru, prišteti še 6 prostostnih stopenj za opis položaja robota v prostoru. Upoštevati moramo tudi, da robotske gibe ne opišemo z eno samo konfiguracijo in položajem temveč z zaporedjem le-teh, ki jih mora robotski krmilnik računati pri sorazmerno visokih frekvencah, pogosto 500 Hz ali več. Iz tega seveda sledi, da je izčrpno raziskova-

nje celotnega prostora robotskih gibanj računsko preveč zahtevno, da bi ga lahko izvedli med delovanjem robota. Zato je cilj raziskav na področju robotskega učenja razvoj algoritmov, s katerimi lahko čim bolj učinkovito izvedemo iskalni proces, ki pripelje do optimalnega gibanja robota za uspešno izvedbo zelene naloge. Pri tem so pomembni tako učni procesi, ki se izvajajo v realnem času med delovanjem robota, kot tudi učni procesi, ki se deloma izvedejo po opravljeni nalogi in pri katerih delovanje v realnem času ni tako pomembno.



Slika 5.1: Humanoidni robot HOAP-III z osemindvajsetimi prostostnimi stopnjami

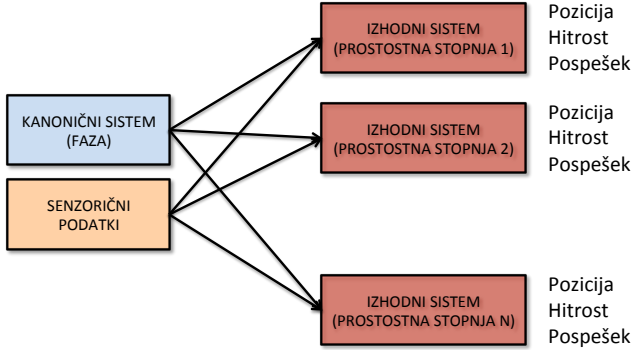
Robotsko učenje je obsežno raziskovalno področje, v katerem obravnavamo zelo različne probleme, na primer učenje gibanj in motoričnih spretnosti, zaznavanje, načrtovanje in odločanje. V tem prispevku se bomo osredotočili na učenje motoričnih spretnosti in s tem povezanimi oblikami robotskega učenja.

5.1 Predstavitev robotskih gibanj

Za uspešno učenje motoričnih spretnosti je potrebno robotska gibanja podati v obliki, ki je primerna za učenje. Pri učenju motoričnih spretnosti nas ponavadi ne zanimajo zapisi enostavnih gibanj, kot so na primer gibanja med dvema točkama po ravni črti ali krožnih krivuljah, temveč bolj splošne reprezentacije, ki omogočajo zapis poljubnih trajektorij. V literaturi je bilo za zapis gibanj predlaganih več različnih načinov. Med najbolj uporabljanimi so polinomski zlepi [3], s katerimi lahko zapišemo gibanja, ki sledijo poljubno zapletenim trajektorijam. Pri zlepih je problematična predvsem njihova neposredna odvisnost od časa [4]. V primeru nepričakovanih motenj med gibanjem je namreč potrebno ustaviti čas, dokler motnja ne mine in se robot ne vrne na prvotno trajektorijo. V tem primeru moramo v sistem vključiti dodatne algoritme za načrtovanje. Pogosto uporabljena metodologija za zapis in posploševanje opazovanih trajektorij so tudi skriti markovski modeli [5], s katerimi opišemo verjetnostne porazdelitve konfiguracij robota, do katerih pride med njegovim gibanjem. Zaradi verjetnostnega zapisa so skriti markovski modeli primerni predvsem za razpoznavanje gibov, medtem ko je generacija robotskih trajektorij iz njih nekoliko težavnejša. V praksi se v ta namen uporablja Viterbi-jev algoritem. S skritimi markovskimi modeli lahko generiramo trajektorije, ki so podane kot zaporedja najbolj verjetnih konfiguracij robota med gibanjem in njihov časovni potek. V tem pogledu so skriti markovski modeli podobni zlepkom.

Kot alternativen zapis robotskih gibanj so se v zadnjih letih uveljavili nelinearni sistemi diferencialnih enačb, ki jih imenujemo dinamični generatorji gibov [6]. To reprezentacijo pogosto uporabljamo tudi v naših raziskavah na Institutu „Jožef Stefan“ [7, 8, 9, 10]. Dinamični generatorji gibov izhajajo iz različnih študij človeških gibanj, ki nakazujejo, da lahko v splošnem razlikujemo med dvema načinoma gibanj: diskretna gibanja, to so

premiki od točke do točke, in periodična gibanja [4]. V vsakem primeru je zapis gibanja sestavljen iz dveh delov: *izhodnega sistema* in *kanoničnega sistema* (slika 5.2).



Slika 5.2: Shematični prikaz dinamičnih generatorjev gibov. Med izvedbo pri računanju motoričnih ukazov upoštevamo fazo in senzorične podatke.

Z izhodnim sistemom opišemo gibanje vseh robotovih prostostnih stopenj \mathbf{y} :

$$\begin{aligned}\tau \dot{\mathbf{z}} &= \alpha_z (\beta_z (\mathbf{g} - \mathbf{y}) - \mathbf{z}) + \mathbf{f}(x, \theta) \\ \tau \dot{\mathbf{y}} &= \mathbf{z},\end{aligned}\tag{5.1}$$

pri čemer z označimo fazo, $\mathbf{f}(x, \theta)$ nelinearno funkcijo s prostimi parametri θ , s katerimi opišemo potek poljubno zapletenega robotskega gibanja, medtem ko so τ , α_z , $\beta_z > 0$ konstante, ki morajo biti izbrane tako, da je zagotovljena konvergenca in stabilnost sistema (5.1). Če nastavimo $\mathbf{f}(x, \theta) = \mathbf{0}$, potem postane enačba (5.1) linearna diferencialna enačba drugega reda z enolično določeno privlačno točko $(\mathbf{y}, \mathbf{z}) = (\mathbf{g}, \mathbf{0})$ pri primerno izbranih konstantah. Konstanti α_z in β_z vplivata na togost in dušenje linearne sistema. Če izberemo $\alpha_z = 4\beta_z$, potem postane sistem kritično dušen, kar pomeni, da spremenljivka \mathbf{y} , s

katero opišemo gibanje robotovih prostostnih stopenj, konverira proti privlačni točki \mathbf{g} kar se le da hitro in da pri tem ne prihaja do oscilacij. S primernim izborom nelinearne funkcije \mathbf{f} lahko z enačbo (5.1) opišemo tako periodične kot tudi diskretne gibe. Če je podana neka zelena trajektorija, potem proste parametre θ določimo tako, da bo sistem (5.1) sledil tej trajektoriji. V ta namen moramo rešiti samo standarden sistem linearnih enačb.

Kanonični sistem je različen za diskretne in periodične gibe. Pri diskretnih gibih opišemo časovni potek faze s

$$\tau \dot{x} = -\alpha_x x. \quad (5.2)$$

Faza x , ki jo izračunamo po enačbi (5.2), s časom enolično pada proti 0 za vse konstante α_x , $\tau > 0$, pri čemer na začetku fazo postavimo na $x(0) = 1$. Pri periodičnih sistemih pa se faza razvija linearno po enačbi

$$\dot{x} = \frac{1}{\tau}, \quad (5.3)$$

kjer je $\tau > 0$ časovna konstanta, ki je enaka konstanti v enačbi (5.1). Hitrost gibanja lahko uravnavamo s spreminjanjem časovne konstante. Večji kot je τ , počasnejše je gibanje.

Kot že rečeno, lahko z enačbami (5.1), (5.2) in (5.3) in ustreznim izborom nelinearne funkcije \mathbf{f} , ki je različna za diskretna in periodična gibanja, opišemo poljubne diskretne in periodične gibe. Pri diskretnih gibanjih zapišemo $\mathbf{f}(x, \theta) = [f_1(x, \theta), \dots, f_D(x, \theta)]^T$ kot

$$\begin{aligned} f_j(x, \theta) &= \frac{\sum_{i=1}^N \theta_{j,i} \Psi_i(x)}{\sum_{i=1}^N \Psi_i(x)} x (g_j - y_{0,j}) \\ \Psi_i(x) &= e^{-\frac{1}{2\sigma_i^2}(x-c_i)^2}, \end{aligned} \quad (5.4)$$

pri čemer je D število prostostnih stopenj robota, N pa število Gaussovih baznih funkcij, s pomočjo katerih sistem (5.1) prilagodimo zelenemu gibanju. Tak zapis ima številne ugodne lastnosti, med njimi so [6]:

- s fazo x lahko sinhroniziramo gibanja različnih prostostnih stopenj,
- enostavna povezava med motoriko in zaznavanjem, na primer, skozi nastavitve parametrov, kot so časovna konstanta τ in privlačna točka \mathbf{g} tudi med izvedbo giba,
- posredna odvisnost od časa,
- vgrajeno posploševanje gibanj v podobnih situacijah, na primer pri nekoliko spremenjeni ciljni točki \mathbf{g} ,
- robustnost glede na perturbacije in stik z okoljem (trki),
- zapis je primeren za uporabo v različnih optimizacijskih algoritmi in pri spodbujanem učenju.

Uporaba diferencialnih enačb (5.2) in (5.3) za opis faze je ugodna zato, ker lahko z ustreznimi spremembami vplivamo na razvoj faze po času. Te spremembe vključujejo pospeševanje gibanja s pomočjo konstante τ , zaustavljanje gibanja pri neustreznem zasledovanju zelene trajektorije in drugo. Začasno zaustavljanje gibanja dosežemo z zamenjavo enačbe (5.2) [6]

$$\tau \dot{x} = -\alpha_x \frac{x}{1 + \alpha_s \|\mathbf{y}_{\text{dejanski}} - \mathbf{y}\|^2}, \quad (5.5)$$

kjer smo z $\mathbf{y}_{\text{dejanski}}$ označili dejanski položaj robota in z \mathbf{y} trenutni motorični ukaz. Z normo $\|\mathbf{y}_{\text{dejanski}} - \mathbf{y}\|$ je torej podana napaka robota pri zasledovanju zelene trajektorije. Če ta napaka postane velika, potem bo desna stran enačbe (5.5) postala majhna in spreminjanje faze se bo ustavilo. To je pričakovani odziv, če robot ne more slediti zeleni trajektoriji ali če pride do nepričakovanih perturbacij, na primer do trka robota z oviro.

5.2 Učenje s posnemanjem

Učenje s posnemanjem [11] se nanaša na prenos demonstracije naloge, ki jo izvede učitelj, na motorični sistem robota. Pri tem ponavadi ni cilj, da bi neko gibanje čim bolj natančno prenesli na robotski motorični sistem, temveč da robot s podobnimi gibi uspešno izvede želeno nalogo. Motivacija za učenje s posnemanjem je podana z dejstvom, da lahko ljudje pogosto izvedemo neko nalogo, če nam jo nekdo pokaže. Prva izvedba je pri tem pogosto nekoliko nerodna, vendar se s prakso postopoma izboljša. Učitelju je tudi bistveno lažje demonstrirati izvedbo neke naloge kot pa jo opisati z besedami, kaj šele ročno pripraviti ustrezen program za uspešno izvedbo naloge z robotskim mehanizmom.

Veliko spodbudo raziskavam na področju robotskega učenja s posnemanjem je dalo odkritje zrcalnih nevronov [12, 13]. Posebnost zrcalnih nevronov je, da pošiljajo impulze takrat, ko žival izvaja neko operacijo, in tudi takrat, ko žival opazuje izvedbo te iste operacije. Različni modeli o delovanju človekovih možganov pripisujejo zrcalnim nevronom velik pomen pri razumevanju operacij, učenju s posnemanjem in pri razvoju govora [14]. Teorije o delovanju zrcalnih nevronov so podale teoretično osnovo za razvoj računskih modelov za razpoznavanje in izvedbo (zaporedij) operacij v bioloških in robotskih sistemih [15, 16]. Ti računski modeli temeljijo na sklopih direktnih in inverznih modelov motoričnega sistema. Vhod pri direktnih modelih je trenutno stanje sistema in krmilni signal, izhod pa predvideno končno stanje sistema po izvedbi krmilnega ukaza. Vhod pri inverznih modelih je trenutno stanje sistema in želeno končno stanje, izhod pa krmilni signal, ki pripelje do takšnega stanja. Čeprav sklopi direktnih in inverznih modelov še niso pripeljali do praktičnih sistemov za učenje s posnemanjem, pa so zaenkrat najboljša teoretična osnova za razvoj celovitih metodologij za robotsko učenje, s katerimi lahko robot kontinui-

rano in brez stalnih intervencij učitelja izpopolnjuje svoje znanje na podlagi učenja s posnemanjem.

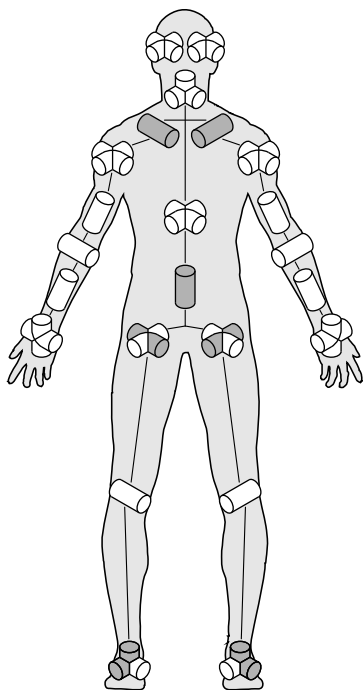
S tehničnega stališča je najpomembnejša motivacija za učenje s posnemanjem bistveno zmanjšanje iskalnega prostora. Tako slabe kot dobre izvedbe lahko pripomorejo k hitrejšemu učenju. Dobro izvedbo lahko uporabimo kot začetni približek za iskanje optimalnega gibanja robota, slabo izvedbo pa za eliminacijo slabih rešitev [11]. Podobno kot pri ljudeh lahko učenje s posnemanjem pripomore k bistveni pohitritvi učnega procesa.

V splošnem učenja s posnemanjem ne moremo uporabiti pri vsakem robotu. Če se robotovo telo preveč razlikuje od človeškega, potem smiselni prenos človeškega gibanja na robotsko gibanje ni mogoč. Zato za učenje s posnemanjem pridejo v poštev predvsem antropomorfni robotski sistemi, na primer robotske roke z vsaj sedmimi prostostnimi stopnjami, in seveda humanoidni roboti kot je HOAP-III na sliki 5.1. Pri humanoidnih robotih je do neke mere možen celo direkten prenos gibanja na robotski sistem. To so v preteklosti raziskovalci uporabili pri učenju plesnih gibov, kjer je natančna reprodukcija gibanja zelo pomembna. Tako so na primer [17, 18] razvili metode za direkten kinematičen prenos demonstratorjevega gibanja na robota ob upoštevanju razlik med kinematiko robota in človeka. Pri tem je bil problem prenosa gibanja formuliran kot optimizacijski problem. Kritežijska funkcija je bila podana kot vsota dveh kritežijskih in sicer

1. razlike med izmerjenim gibanjem markerjev na telesu demonstratorja in gibanjem (virtualnih) markerjev na robotu in
2. gladkosti gibanja robota.

Kinematične omejitve pri prenosu gibanja niso bile upoštevane. Glavni problem pri tem je, kako robotsko kinematiko

vpeti v človeško telo (glej sliko 5.3). V člankih [17, 18] so ta problem rešili z zajemanjem kalibracijskih gibov, ki jih je izvedel demonstrator. V kasnejših raziskavah so bili obravnavani dodatni kriteriji, kot so upoštevanje kinematičnih omejitev robota [19] in tudi dinamičnih lastnosti robota [20], kar je pomembno predvsem pri zagotavljanju ravnotežja. V [20] so razdelili gibanje celotnega telesa v več delov (spodnji, srednji in zgornji del telesa) in razvili ustrezne optimizacijske algoritme za vsak posamičen del telesa.



Slika 5.3: Kinematični model humanoidnega robota vpet v človeško telo

Kot že omenjeno pa direkten prenos gibanja človeka na gibanje robota ponavadi ni glavni cilj učenja s posnemanjem.

Pogosto je bolj pomembno, da robot uspešno izvede želeno nalogo, kot da čim bolj natančno ponavlja pokazane gibe. Za uspešno izvedbo naloge mora robot v večini primerov opazovano gibanje prilagoditi svoji lastni kinematiki in dinamiki in trenutnim razmeram v prostoru. Sistemi za učenje s posnemanjem se med seboj razlikujejo po tem, kako zapišejo opazovana gibanja, kako jih posplošujejo na nove situacije in kako jih med seboj povezujejo v bolj zapletene robotske operacije. V grobem lahko metode za učenje s posnemanjem razdelimo na

- metode na nivoju robotskih gibanj, pri katerih opazovana gibanja zapišemo kot trajektorije v eni od oblik, ki smo jih obravnavali v drugem razdelku. Demonstrirane trajektorije mora robot posploševati in prilagajati razmeram v prostoru, v katerem izvaja želeno nalogo. Gre torej za učenje na motoričnem nivoju;
- simbolične metode, pri katerih prej znane elementarne gibe povežemo v daljša zaporedja. Pri tem se lahko robot iz demonstracij nauči hierarhičnih reprezentacij in pravil, kako povezati posamične gibe.

Pri učenju s posnemanjem na nivoju trajektorij gre za motorično učenje, kar je glavna tema tega sestavka. S posnemanjem se lahko robot nauči zapletenih gibanj, ki bi se jih le s težavo naučil brez pomoči učitelja in kasnejšega izboljševanja s ponavljanjem. Vendar pa samo učenje na motoričnem nivoju ne zadostuje za izvajanje bolj zapletenih nalog, ki se jih ni smiselno naučiti kot en gib. Za učenje takšnih nalog je nujno, da učni proces poteka tudi na simboličnem nivoju.

Osnovne reprezentacije pri učenju motoričnih spretnosti smo obravnavali že v drugem razdelku. Vse te predstavitve se uporabljajo pri učenju s posnemanjem, kjer za računanje prostih parametrov izbrane reprezentacije uporabimo podatke, ki smo jih pridobili iz demonstracij. Zlepki so bili tako uporabljeni za učenje s posnemanjem v [17, 18], skriti markovski modeli od

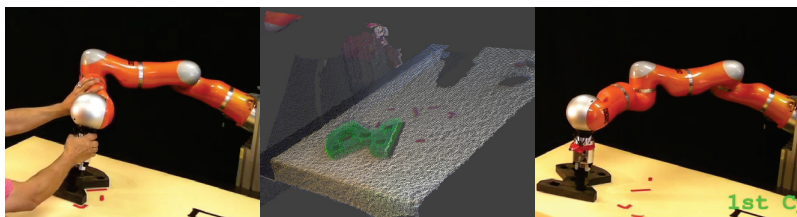
leve proti desni v [5, 21, 22] in dinamični generatorji gibov v [6, 7, 8, 23]. Za uporabo v praktičnih sistemih so se pri avtonomnih robotih zaradi možnosti posploševanja in modulacije gibov izkazali predvsem dinamični generatorji gibov.

Z zgoraj navedenimi reprezentacijami lahko zapišemo le en gib. To seveda ne zadostuje robotom, ki delujejo v naravnih okoljih in morajo zato izvedbo naloge stalno prilagajati trenutni situaciji v delovnem prostoru. V takšnih primerih je za učinkovito delovanje potrebno robotu pokazati več kot le en gib. Na podlagi množice gibov, s katerimi robot uspešno izvede nalogo v različnih situacijah, lahko statistično izračunamo, kakšne gibe je potrebno izvajati v podobnih, vendar ne povsem enakih situacijah. V ta namen so [24, 25] razvili novo vrsto avtonomnih dinamičnih sistemov, s katerimi lahko zapišemo več kot en gib. Predlagani dinamični sistemi vsebujejo proste parametre, ki jih lahko uporabimo za prilagajanje sistema na dano množico med seboj podobnih vendar ne povsem enakih gibov, ki zvezno prehajajo eden v drugega. Z uporabo nelinearnih optimizacijskih metod z omejitvami se da zagotoviti globalno asimptotično stabilnost sistema v smislu Ljapunova [26]. V nasprotju z dinamičnimi generatorji gibov, ki so vedno stabilni in ki jih lahko izračunamo z linearnimi metodami, moramo torej pri teh dinamičnih sistemih za izračun prostih parametrov in zagotovitev stabilnosti sistema uporabiti precej bolj zapletene optimizacijske metode. Kot alternativo so [8, 9] razvili metode, ki s pomočjo lokalnih regresijskih metod in baze vzorčnih gibov izračunajo optimalni dinamični generator gibanja za vsako dano situacijo. Pri teh pristopih ni potrebno reševati zapletenih optimizacijskih problemov, s katerimi izračunamo globalni model naloge. Namesto tega izračunamo le lokalni model, ki je veljaven samo za trenutno konfiguracijo delovnega prostora in ki ga moramo ponovno izračunati, ko se konfiguracija spremeni.

Pri učenju s posnemanjem so se raziskovalci doslej osredotočili predvsem na naloge, pri katerih robot ni stalno v stiku

z okoljem. Glavni problem gibanja v stiku z okoljem je, da lahko že majhna odstopanja povzročijo velike spremembe v silah, ki nastanejo med gibanjem. V [27] so nedavno pokazali, da lahko učenje s posnemanjem uporabimo tudi pri nalogah, pri katerih je robot v stalnem stiku z okoljem. To so omogočili tako, da so pri demonstraciji naloge posneli kartezične trajektorije in časovni potek sil in navorov, ki nastanejo pri gibanju robota v stiku z okoljem.

Ko mora robot izvesti nalogo v drugačni konfiguraciji delovnega prostora, najprej ustrezno transformira demonstrirano trajektorijo, ki je zapisana z dinamičnim generatorjem gibov. Pri izvedbi transformirane trajektorije vedno pride do drugačnih sil, kot so nastale med začetno demonstracijo. Za uspešno izvedbo operacije robot te spremenjene sile upošteva med zaprtizančnim vodenjem in se v skladu z njimi primerno odziva, hkrati pa se poskuša naučiti dodatnega spojnega člena, ki pri morebitni ponovitvi giba zagotovi, da bodo sile, ki nastanejo med ponovnim gibanjem robota v stiku z okoljem, bližje tistim silam, ki so nastale med demonstracijo. V nekaj iteracijah lahko robot na ta način bistveno izboljša izvedbo naloge s pomočjo iterativnega učenja vodenja [28].



Slika 5.4: Demonstracija in izvedba montažne operacije v drugačni konfiguraciji prostora. Prenos motorične spretnosti je bil izveden s pomočjo kinestetičnega vodenja in iterativnega učenja vodenja.

Slika 5.4 prikazuje učenje in izvedbo montažnih operacij v sistemu, ki so ga razvili [27]. Za določanje položaja objektov v

prostoru so pri tem uporabili globinske slike, ki so jih pridobili s sistemom Kinect.

Zunanje sile vplivajo tudi na izvedbo dvoročnih nalog in pri nalogah v stiku s človekom. Zato so [29] razširili dinamične generatorje gibov na sisteme, v katerih hkrati delujeta dva neodvisna robota, ki sta med seboj fizično povezana. V takšnem sistemu gibanje enega robota povzroči sile, ki vplivajo na gibanje drugega robota in obratno. V [29] so pokazali, da se lahko z razširjenim dinamičnim sistemom naučimo gibanja posamičnega robota neodvisno od drugega in potem prilagodimo gibanje enega ali obeh robotov na gibanje drugega robota s pomočjo iterativnega učenja vodenja [28].

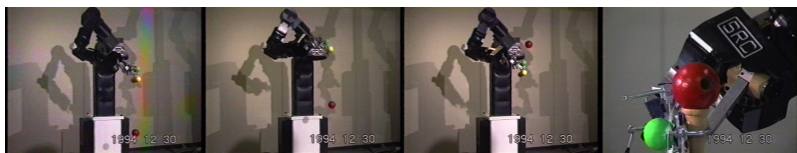
5.3 Spodbujevano učenje v robotiki

S spodbujevanim učenjem se lahko robot samostojno, to je brez pomoči učitelja, nauči novih motoričnih spretnosti, ki bi jih le težko pridobil z običajnimi inženirskimi metodami. Med spodbujevanim učenjem robot ne le ponavlja prej videna gibanja, ampak jih med izvajanjem tudi poskuša izboljšati glede na oceno izvedbe naloge. Za določitev optimalnega giba mora robot raziskati celoten prostor možnih gibov in med njimi izbrati najboljšega glede na povratno informacijo o izvedbi naloge, ki jo dobi iz okolja. Na primer, pri metu žoge na koš se ta informacija sestoji iz najmanjše razdalje med vrženo žogo in položajem koša. Pri fizičnih gibih kot je met na koš ponavadi tudi želimo, da je izvedeni gib gladek in brez nepotrebnih sunkov.

Kriterijsko funkcijo, s katero ocenimo kvaliteto izvedbe naloge, ponavadi imenujemo nagradna funkcija ali funkcija spodbude. Pri zgoraj omenjenem primeru meta na koš se torej nagrada sestoji iz vsote uspešnosti meta in gladkosti gibanja od začetka pa do konca meta. S spodbujevanim učenjem se robot nauči, kakšen gib mora izvesti v določeni situaciji, tako da bo maksimiziral vrednost nagradne funkcije.

Spodbujevano učenje se nanaša na veliko število med seboj zelo različnih problemov, ki jih obravnavamo v umetni inteligenci. Algoritmi, ki jih pri tem uporabljamo, so lahko med seboj zelo različni. Spodbujevano učenje se ne nanaša na nek točno določen algoritem, temveč na način, kako nek problem opišemo. Predpogoj za uspešno spodbujevano učenje je, da mora opis zajemati vse vidike danega problema, ki ga poskuša robot rešiti s pomočjo samostojnega raziskovanja in interakcije z okoljem. Vsak algoritem, s katerim lahko rešimo takšne probleme, spada na področje spodbujevanega učenja [30].

Spodbujevano učenje se v robotiki že dolgo uporablja za učenje motoričnih spretnosti, pri čemer so raziskovalci že od samega začetka poskušali povezati spodbujevano učenje z učenjem s posnemanjem. Na ta način lahko namreč učni proces bistveno skrajšamo. Tako so na primer obravnavali problem učenja japonske igre kendama [31] (glej sliko 5.5).



Slika 5.5: Igranje japonske igre kendama z robotom. Cilj igre je spraviti rdečo žogo, ki visi na vrvi pritrjeni na roko robota, v podstavek, ki ga drži robot v svoji roki (glej zadnjo sliko v zaporedju).

To ni lahek problem, še posebej, če bi ga rešiti z ročnim programiranjem. Tudi človek takšne naloge ne more rešiti samo s poslušanjem opisa naloge, temveč si mora ustrezno motorično znanje pridobiti s prakso. V [31] so učni proces inicializirali s pomočjo posnemanja. Pri tem so prenesli gibanje človeške roke pri izvedbi enega sunka na gibanje robotske roke. Za zapis gibanja so uporabili polinomske zlepke s sorazmerno majhnim številom vmesnih točk in s tem prostih parametrov. Ker sta kinematika in dinamika robotskega manipulatorja precej

drugačni kot kinematika in dinamika človeške roke, direktno posnemanje človeškega giba ni pripeljalo do uspešne izvedbe naloge, to je žogice na podstavku, ki ga drži robotska roka. Zato je potrebno izvedbo ustrezno spremeniti, kar lahko robot stori s pomočjo ustrezno definirane nagradne funkcije in raziskovanja. V [31] je bilo raziskovanje implementirano s pomočjo gradienta vrednostne funkcije gleda na parametre gibanja, to je vmesnih točk zleпка. Čeprav avtorji v tistem času še niso uporabljali izraza spodbujevano učenje, gre za tipičen primer spodbujevanega učenja motoričnih spretnosti.

Spodbujevano učenje v robotiki je precej drugačno od spodbujevanega učenja, ki se običajno obravnava v strojnem učenju. Namesto diskretnih stanj in akcij imamo pri učenju robotskih gibanj opravka z zveznimi stanji in motoričnimi ukazi. Poleg tega moramo pri izvedbi motoričnih ukazov in opazovanju stanj vedno upoštevati šum, ki nam onemogoča natančno poznavanje trenutnega stanja robota. Zaradi vseh teh razlik tudi ne preseneča, da se je spodbujevano učenje v robotiki razvilo bistveno drugače kot pri drugih problemih, ki jih rešujemo s spodbujevanim učenjem; namesto aproksimacije vrednostne funkcije se v robotiki največkrat uporablja direktno iskanje optimalne strategije [32]. Pri tem je vrednostna funkcija definirana kot vsota vseh nagrad, ki jih sistem prejme, če v nekem stanju začne izvajati določeno strategijo do končnega stanja. Pojem strategija pa označuje izbiro določene akcije v danem stanju. Dinamični generatorji gibov iz razdelka 2 so eden od možnih zapisov strategije oziroma v tem primeru robotskega gibanja.

Algoritem opisan v [31] je primer direktnega iskanja optimalne strategije. Glavni problem je izračunati gradient vrednostne funkcije glede na parametre strategije. Gradient vrednostne funkcije lahko numerično ocenimo le, če je dimenzija prostora vseh možnih strategij razmeroma majhna. Temu v večini primerov ni tako. Pri zapisu z dinamičnimi generatorji gibov ponavadi za zapis gibanja vsake prostostne stopnje uporabim

nekaj deset baznih funkcij Ψ_i iz enačbe (5.4). Antropomorfní manipulatorji imajo ponavadi sedem prostostnih stopenj, tako da je vseh parametrov bistveno več kot 100. Zato numerično računanje gradienta kot v [31] največkrat ne pride v poštev. Raziskave na področju spodbujevanega učenja z iskanjem optimalne strategije se ukvarjajo predvsem s tem, kako hitreje priti do optimalnih popravkov strategije kot z numerično aproksimacijo gradienta vrednostne funkcije.

Gradientne metode za iskanje optimalne strategije, ki so osnovane na oceni razmerja obetov [33, 34], so hitrejšé in manj odvisne od šuma kot metode, ki se zanašajo na direktno aproksimacijo gradienta vrednostne funkcije. To je pomembno za hitrost izvedbe učnega procesa, saj je veliko število raziskovalnih poizkusov, ki jih moramo izvesti na realnem robotskem sistemu, glavni problem pri uporabi spodbujevanega učenja v robotiki. Za še bolj učinkovite kot gradientne metode so se izkazale metode, ki temeljijo na principu maksimizacije pričakovanja [35]. Med te metode spada algoritem PoWER [36], ki se je izkazal na problemih kot je učenje nekoliko poenostavljene verzije kendame iz slike 5.5. Korenine v verjetnostnem računu imajo tudi metode, ki temeljijo na principu integralov poti, kot je na primer PI^2 [37]. Izkaže se, da je algoritem PoWER le varianta algoritma PI^2 , pri čemer lahko z algoritmom PI^2 bolje upoštevamo vmesne nagrade med izvedbo gibanja.

Eden večjih problem pri izvedbi spodbujevanega učenja je zagotavljanje varnosti. Moderne metode spodbujevanega učenja so namreč osnovane na stohastičnih procesih, ki lahko ustvarijo gibe, pri katerih se lahko robot poškoduje, če ne poskrbimo za varno izvedbo. Zato je potrebno pri spodbujevanem učenju na realnih sistemih uporabljati takšne metode vodenja, ki zagotavljajo, da pri morebitnih trkih ne pride do okvar na robotu ali na predmetih v robotovem delovnem prostoru.

Nadaljnji problem spodbujevanega učenja je določanje cilja naloge, ki ga ponavadi opišemo z nagradno funkcijo. Določanje

nagradne funkcije je sicer skoraj vedno bistveno bolj enostavno kot programiranje same motorične spretnosti, kljub temu pa jo lahko ustrezno definira samo kompetenten učitelj, saj od običajnih uporabnikov ne moremo pričakovati razumevanja fizičnega modela naloge. V splošnem lahko učitelj nagradno funkcijo definira bolj ali manj podrobno. Na primer, pri učenju igre kot je tenis, je najpreprosteje podati nagrado takrat, ko robot dobi točko. Vendar pa je takšna nagrada veliko preveč splošna, da bi se lahko robot na njeni podlagi učil teniških udarcev [32]. Zato je potrebno robotu podajati tudi vmesne nagrade, ki ga bodo hitreje vodile do znanja različnih teniških udarcev. Ena od posebej zanimivih možnosti je, da nagradno funkcijo avtomatično skonstruiramo iz demonstracijskih gibanj, ki jih izvede strokovnjak, na primer dober teniški igralec. Pri tem govorimo o inverznem spodbujevanem učenju.

Eden najbolj znanih primerov inverznega spodbujevanega učenja je algoritem, ki sta ga razvila Abeel in Ng [38]. S tem algoritmom nagradno funkcijo skonstruiramo kot linearno kombinacijo vnaprej določenih značilk. Izkaže se, da lahko na ta način izračunamo nagradne funkcije, ki jih celo usposobljeni učitelj ne bi mogel direktno izračunati.

5.4 Integracija statističnega posploševanja s spodbujevanim učenjem

Zgoraj navedeni algoritmi omogočajo uporabo spodbujevanega učenja pri iskanju zapletenih motoričnih spretnosti, ki imajo sorazmerno veliko število prostih parametrov. Kljub velikemu napredku v zadnjih letih pa spodbujevano učenje ostaja dolgotrajen proces. Glavni problem je, da kolikor ne poznamo modela naloge, kar je pri robotih v naravnih okoljih prej pravilo kot izjema, potem lahko robot le z verjetnostnim poizkušanjem

izboljšuje izvedbo želene naloge. Že v uvodu smo omenili, da če vsako prostostno stopnjo humanoidnega robota Hoap-III so-razmerno grobo diskretiziramo v 20 diskretnih stanj, dobimo za opis ene konfiguracije robota vsega skupaj $20^{26} \approx 10^{34}$ možnih stanj. V robotiki se temu problemu pogosto izognemo tako, da strokovnjak robotsko nalogo hierarhično razdeli na več delov, ki imajo obvladljivo velikost iskalnega problema. V vsakem primeru se moramo izogniti velikemu številu poizkusov, ki jih mora robot izvesti sam.

Če je na voljo fizični model naloge, potem lahko del iskalnega procesa izvedemo v simulaciji. Vendar pa je rezultate simulacije vedno treba nadgraditi z raziskovanjem na realnem sistemu, saj pri učenju motoričnih spretnosti, še posebej če pri tem prihaja do stika z ljudmi ali z okoljem, simulacija ne more dovolj natančno opisati realnega odziva robota in objektov v robotovem delovnem prostoru.

Dolgotrajni učni proces lahko skrajšamo, če poznamo izvedbo dane naloge v več različnih situacijah. Poglejmo si na primer problem seganja in prijemanja objekta na polici. Če vemo, kako mora robot seči do objekta na policah, ki so postavljene na različnih višinah, potem lahko iz teh znanih primerov sklepamo na to, kako mora robot seči do objekta na polici, ki se nahaja na podobni, vendar ne povsem enaki višini kot v znanih primerih. Privzemimo, da poznamo naslednje podatke:

- množica značilk $\mathbf{q}_i \in \mathbb{R}^D$, $i = 1, \dots, NumEx$, ki jih v tem primeru imenujemo iskalne točke in s katerimi opišemo vse značilnosti naloge. Značilke naloge predstavljajo nabor informacij, ki jedrnato opišejo dano nalogo [39]. D je dimenzija prostora iskalnih točk. V zgoraj navedenem primeru je iskalna točka podana z višino police;
- pripadajoči vzorčni gibi $\mathbf{M}_i = \{t_{ij}, \mathbf{p}_{ij}, \mathbf{v}_{ij}, \mathbf{a}_{ij}\}$, $j = 0, \dots, T_i$, kjer so $\mathbf{p}_{ij}, \mathbf{v}_{ij}, \mathbf{a}_{ij} \in \mathbb{R}^{dof}$ pozicije, hitrosti in pospeški vseh prostostnih stopenj robota v času meritve

t_{ij} , T_i število meritev na trajektoriji, dof pa je število prostostnih stopenj robota;

- reprezentacijo, s katero zapišemo motorične spretnosti, na primer dinamični generatorji gibov iz razdelka 2, ki imajo proste parametre $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^n$, $\mathbf{g} \in \mathbb{R}^{dof}$ in τ . S parametrom \mathbf{w} vplivamo na obliko trajektorije, z \mathbf{g} na končni položaj robota na trajektoriji in s τ na trajanje gibanja.

S pomočjo teh podatkov lahko izračunamo aproksimacijo funkcije, ki poljubno iskalno točko \mathbf{q} preslika v ustrezen dinamični generator gibov $\{\mathbf{w}, \mathbf{g}, \tau\}$, to je

$$\mathbf{F}(\mathbf{M}_1, \mathbf{q}_1, \dots, \mathbf{M}_{NumEx}, \mathbf{q}_{NumEx}) : \mathbf{q} \rightarrow \begin{bmatrix} \mathbf{w} \\ \mathbf{g} \\ \tau \end{bmatrix}. \quad (5.6)$$

V ta namen največkrat uporabimo statistične metode, kot so na primer lokalno utežena regresija [40], Gaussovi regresijski procesi [41] in regresija z metodo podpornih vektorjev [42]. Vse te metode omogočajo ocenjevanje splošnih nelinearnih funkcij, s kakršnimi se ponavadi srečujemo pri učenju motoričnih spretnosti. S tem izračunamo statistični model robotove naloge, s katerim posplošimo znane primere na nove konfiguracije delovnega prostora. Te metode so bile osnova za posploševanje diskretnih in periodičnih dinamičnih generatorjev gibov [8].

Glavni problem pri računanju statističnih modelov je dimenzija prostora iskalnih točk. Za izračun statističnega modela z dovolj visoko natančnostjo moramo zagotoviti, da je celoten prostor iskalnih točk pokrit s primeri. Iskalne točke in vzorčna gibanja, s katerimi rešimo nalogo v določenih konfiguracijah delovnega prostora, lahko pridobimo z učenjem s posnemanjem. Pri tem smo ponavadi omejeni na nekaj sto do nekaj tisoč vzorcev. Že pri iskalnih točkah s tremi dimenzijami to pomeni, da če želimo vzorce razdeliti enakomerno po celem prostoru, pri

čemer je vsaka dimenzija razdeljena na 20 delov, potem moramo skupaj zbrati $20^3 = 8000$ vzorcev. Od učitelja le težko pričakujemo, da bo nalogo pokazal tolikokrat. Pri iskalnih točkah z več kot tremi dimenzijami pa je praktično nemogoče pokriti celoten prostor iskalnih točk. Vendar pa se izkaže, da je le težko najti naloge, pri katerih potrebujemo natančno rešitev v celem prostoru iskalnih točk [43]. Ponavadi zadostuje model, ki se omeji na nizkodimenzionalno mnogoterost vseh možnih gibanj. Zato je zelo pomembno, kako izberemo prostor iskalnih točk, ki določa dimenzijo mnogoterosti, na kateri ležijo možna gibanja. Ponavadi lahko primeren prostor izbere učitelj.

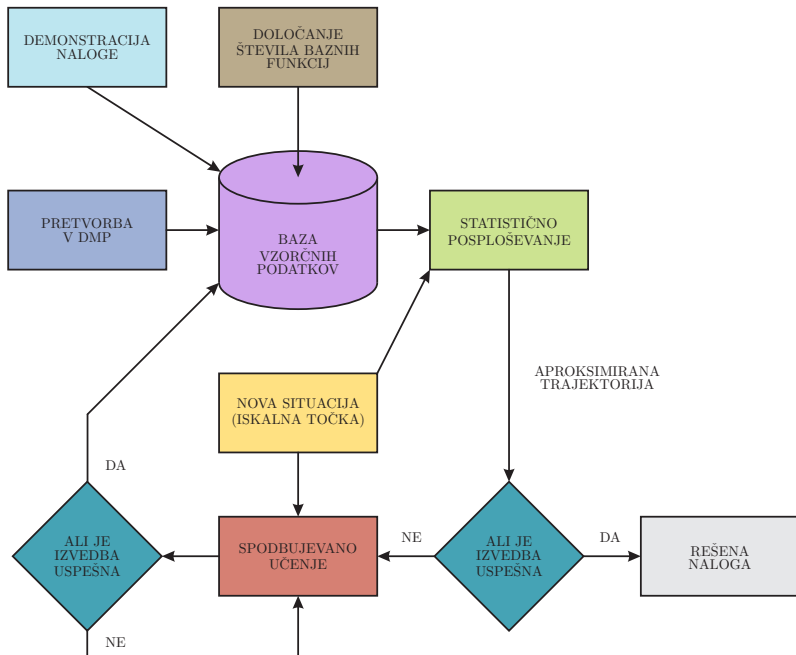
Obstajajo pa tudi avtomatične metode za izbor primernih iskalnih točk, kot je, na primer, metoda vzajemne informacije [44]. Običajno za avtomatično določanje značilk potrebujemo več podatkov, kot jih imamo na voljo pri tipičnem učenju robotskih spretnosti, zato je uporaba avtomatičnih metod za določanje množice značilk v praksi še vedno dokaj redka.

S statističnimi metodami lahko robot posploši znane vzorce izvedbe naloge na nove situacije. Če naučeni statistični model ni dovolj natančen za uspešno izvedbo naloge, lahko učitelj izvede dodatne demonstracije in z njimi izboljša statistični model. Seveda pa lahko ta pristop uporabimo le, če je prisoten učitelj. To je pogosto nepraktično in tudi zelo drago. Za doseg resnične avtonomije je potrebno, da je robot sam sposoben povečati bazo vzorčnih trajektorij in s tem izboljšati izvedbo naloge.

Metode spodbujevanega učenja iz četrtega razdelka ponujajo metodologijo za samostojno učenje dodatnih vzorčnih izvedb nalog. Pri tem lahko uporabimo rezultat statističnega posploševanja za izračun gibanja, s katerim inicializiramo spodbujevano učenje. Še večjo pohitritev učnega procesa lahko dosežemo, če pri učenju upoštevamo prej pridobljeno znanje, ki je podano s statističnim modelom. Integracijo statističnega in spodbujevanega učenja so raziskali [39, 45]. Bistveni elementi

predlagane metode so (glej tudi sliko 5.6):

1. s pomočjo učenja s posnemanjem pridobimo začetno množico vzorčnih gibov, ki uspešno rešijo dano nalogo. To so podatki, ki jih uporabimo za izračun statističnega modela v enačbi (5.6);



Slika 5.6: Shema sistema za učenje motoričnih spretnosti, ki povezuje statistično in spodbujevano učenje.

2. ko pride do nove situacije, ki je opisana z ustrezno iskalno točko, izračunamo s pomočjo statističnega modela (5.6) nov gib, s katerim aproksimiramo gib, ki je optimalen za to iskalno točko;

3. izračunani gib izboljšamo s pomočjo spodbujevanega učenja, ki poteka na mnogoterosti dinamičnih generatorjev gibov, kot jo definira statistični model (5.6). Ker je dimenzija prostora iskalnih točk in s tem mnogoterosti trajektorij po statističnem modelu (5.6) ponavadi veliko manjša od dimenzije prostora vseh dinamičnih generatorjev gibov, je takšno učenje ponavadi precej hitrejše kot učenje v celotnem prostoru robotskih gibanj;
4. v večini primerov na ta način ne najdemo optimalne rešitve naloge, saj je malo verjetno, da je ta vsebovana v mnogoterosti, ki je definirana z enačbo (5.6). Zato za bolj natančno učenje gibanja uporabimo metodo PI^2 , ki deluje v celotnem prostoru robotskih gibanj. To učenje je lahko hitrejše, saj smo globalno iskanje optimalnega giba že izvedli s statističnim posploševanjem in s spodbujevanim učenjem na mnogoterosti podani z enačbo (5.6). S tem je podan zelo dober začetni približek, zato lahko pri spodbujevanem učenju v celotnem prostoru dinamičnih generatorjev gibov uporabimo veliko manjši raziskovalni šum kot običajno;
5. na novo naučeni dinamični generator gibov in pripadajočo iskalno točko dodamo bazi vzorčnih trajektorij in učenje nadaljujemo pri točki 2.

Z zgoraj opisanim algoritmom lahko bistveno pospešimo iskanje optimalnih rešitev naloge pri novih iskalnih točkah in na avtonomen način povečamo bazo vzorčnih gibov in s tem natančnost statističnega modela. Pri povečevanju baze vzorčnih gibov moramo paziti, da s spodbujevanim učenjem najdemo rešitve podobne tistim, ki se že nahajajo v bazi vzorčnih gibov. Večino nalog lahko namreč robot reši na več načinov. Na primer, do predmeta na polici lahko sežemo in ga primemo z različnimi gibi. Učitelj pri svojih demonstracijah izbere enega

od možnih načinov. Brezmodelsko spodbujevano učenje pa je stohastični proces, pri katerem bi lahko robot našel tudi kakšno drugo rešitev. Vendar takšne rešitve niso ugodne za statistično posploševanje, saj statistične metode dobro delujejo le, če v bazi podatkov obstaja nek vzorec. Pri spodbujevanem učenju lahko zagotovimo, da bo robot našel pravilno rešitev tako, da definiramo vmesne nagrade pri izvedbi naloge. To dosežemo tako, da višje ovrednotimo tiste trajektorije, ki so podobne obstoječim gibom v bazi podatkov. Na ta način preprečimo, da bi robot našel drugačen način reševanja naloge. V disertaciji [39] je pokazano, da lahko na ta način bistveno izboljšamo natančnost statističnega posploševanja in s tem dosežemo, da lahko robot uspešno izvede nalogo že na podlagi statističnega modela in brez dodatnega raziskovanja.

5.5 Zaključek

V tem prispevku smo se osredotočili na učenje motoričnih spretnosti v robotiki. Najprej smo obravnavali reprezentacije robotskih gibanj, ki so primerne za zapis motoričnih spretnosti. Pri tem smo posebej poudarili dinamične generatorje gibov, ki imajo številne prednosti v primerjavi z drugimi reprezentacijami in jih lahko uporabimo tako pri učenju s posnemanjem kot tudi pri spodbujevanem učenju. Nato smo si na kratko ogledali metode, ki se uporabljajo pri učenju s posnemanjem in spodbujevanem učenju in opisali metodologijo, s katero lahko oba načina združimo v enoten sistem za celovito učenje motoričnih spretnosti v robotiki.

Čeprav so raziskovalci s pomočjo učenja s posnemanjem in spodbujevanega učenja rešili številne težke motorične probleme, ki bi jih le s težavo ročno sprogramirali, se robotsko učenje v industriji še vedno uporablja le poredkoma. Glavni vzrok je, da lahko v industrijskih okoljih delovno okolje ustrezno pripravimo in s tem zmanjšamo potrebo po učenju. Poleg tega je učenje

med samim delovanjem pogosto nezaželeno, saj se na ta način dinamično spreminja celoten proizvodni proces. Kljub temu pa lahko pričakujemo, da se bo robotsko učenje bolj pogosto začelo uporabljati tudi v industrijskih okoljih, saj lahko na ta način bistveno skrajšamo čas za pripravo delovnega okolja in na ta način hitreje vpeljemo v proizvodnjo nove produkte.

Robotsko učenje bo imelo še večjo vlogo pri robotih, ki so namenjeni delovanju v naravnih okoljih. V naših domovih že danes uspešno delujejo enostavni robotski sistemi kot so robotski sesalniki, vendar pa je njihova inteligenca omejena na navigacijo in enostavne odzive na motnje iz okolice. Pri splošnih robotih, namenjenih delovanju v naravnih okoljih, ni problem le razvoj ustreznih metodologij za nadzorovano in nenadzorovano učenje. Prav tako nerešen problem je, kako lahko robot akumira znanja, ki jih pridobi med svojim delovanjem, in jih začne med seboj smiselno povezovati. Celoživljensko robotsko učenje, ki je potrebno za delovanje v naravnih okoljih, ne more biti omejeno le na učenje posamičnih motoričnih spretnosti, ne glede na obstoječe znanje. Pomembno je, da lahko robot sčasoma začne prenašati znanja, ki jih pridobi pri učenju posamičnih nalog, na nove probleme [46] in tudi na ta način skrajša učni proces. Smiselno povezovanje različnih znanj je bistvenega pomena za razvoj naprednih robotskih sistemov in s tem prodor robotov v bolj kompleksna okolja, kot so na primer domovi ljudi.

5.6 Literatura

- [1] Stefan Schaal, Christopher G Atkeson. Learning control in robotics. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 17(2):20–29, 2010.
- [2] Stefan Schaal. Is imitation learning the route to humanoid robots? *Trends in cognitive sciences*, 3(6):233–242, 1999.
- [3] Stuart E Thompson, Rajnikant V Patel. Formulation of joint

- trajectories for industrial robots using b-splines. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 34(2):192–199, 1987.
- [4] Stefan Schaal, Peyman Mohajerinian, Auke Ijspeert. Dynamics systems vs. optimal control—a unifying view. *Progress in brain research*, 165:425–445, 2007.
- [5] Tetsunari Inamura, Iwaki Toshima, Hiroaki Tanie, Yoshihiko Nakamura. Embodied symbol emergence based on mimesis theory. *The International Journal of Robotics Research*, 23(4-5): 363–377, 2004.
- [6] Auke Jan Ijspeert, Jun Nakanishi, Heiko Hoffmann, Peter Pastor, Stefan Schaal. Dynamical movement primitives: learning attractor models for motor behaviors. *Neural computation*, 25(2):328–373, 2013.
- [7] Andrej Gams, Auke J Ijspeert, Stefan Schaal, Jadran Lenarčič. On-line learning and modulation of periodic movements with nonlinear dynamical systems. *Autonomous robots*, 27(1):3–23, 2009.
- [8] Aleš Ude, Andrej Gams, Tamim Asfour, Jun Morimoto. Task-specific generalization of discrete and periodic dynamic movement primitives. *IEEE Transactions on Robotics*, 26(5):800–815, 2010.
- [9] Denis Forte, Andrej Gams, Jun Morimoto, Aleš Ude. On-line motion synthesis and adaptation using a trajectory database. *Robotics and autonomous Systems*, 60(10):1327–1339, 2012.
- [10] Bojan Nemec, Aleš Ude. Action sequencing using dynamic movement primitives. *Robotica*, 30(5):837–846, 2012.
- [11] Aude Billard, Sylvain Calinon, Ruediger Dillmann, Stefan Schaal. Robot programming by demonstration. V Bruno Siciliano, Oussama Khatib, ur., *Springer Handbook of Robotics*, str. 1371–1394. Springer-Verlag, Berlin, 2008.
- [12] Giacomo Rizzolatti, Luciano Fadiga, Vittorio Gallese, Leonardo Fogassi. Premotor cortex and the recognition of motor actions. *Cognitive brain research*, 3(2):131–141, 1996.

- [13] Giacomo Rizzolatti, Leonardo Fogassi, Vittorio Gallese. Neurophysiological mechanisms underlying the understanding and imitation of action. *Nature Reviews Neuroscience*, 2(9):661–670, 2001.
- [14] Erhan Oztop, Mitsuo Kawato, Michael Arbib. Mirror neurons and imitation: a computationally guided review. *Neural Networks*, 19(3):254–271, 2006.
- [15] Masahiko Haruno, Daniel M Wolpert, Mitsuo Kawato. Mosaic model for sensorimotor learning and control. *Neural computation*, 13(10):2201–2220, 2001.
- [16] Yiannis Demiris, Bassam Khadhour. Hierarchical attentive multiple models for execution and recognition of actions. *Robotics and autonomous systems*, 54(5):361–369, 2006.
- [17] Aleš Ude, Christopher G Atkeson, Marcia Riley. Planning of joint trajectories for humanoid robots using b-spline wavelets. V *Proceedings IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA '00*, zvezek 3, str. 2223–2228, 2000.
- [18] Aleš Ude, Christopher G Atkeson, Marcia Riley. Programming full-body movements for humanoid robots by observation. *Robotics and Autonomous Systems*, 47(2):93–108, 2004.
- [19] Nancy S Pollard, Jessica K Hodgins, Marcia J Riley, Christopher G Atkeson. Adapting human motion for the control of a humanoid robot. V *Proceedings IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA '02*, zvezek 2, str. 1390–1397, 2002.
- [20] Shin'ichiro Nakaoka, Atsushi Nakazawa, Fumio Kanehiro, Kenji Kaneko, Mitsuharu Morisawa, Hirohisa Hirukawa, Katsushi Ikeuchi. Learning from observation paradigm: Leg task models for enabling a biped humanoid robot to imitate human dances. *The International Journal of Robotics Research*, 26(8):829–844, 2007.
- [21] Tamim Asfour, Pedram Azad, Florian Gyarfas, Rüdiger Dillmann. Imitation learning of dual-arm manipulation tasks in

- humanoid robots. *International Journal of Humanoid Robotics*, 5(02):183–202, 2008.
- [22] Aude Billard, Yann Epars, Sylvain Calinon, Stefan Schaal, Gordon Cheng. Discovering optimal imitation strategies. *Robotics and autonomous systems*, 47(2):69–77, 2004.
- [23] Auke Jan Ijspeert, Jun Nakanishi, Stefan Schaal. Movement imitation with nonlinear dynamical systems in humanoid robots. V *Proceedings IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA '02*, zvezek 2, str. 1398–1403, 2002.
- [24] Elena Gribovskaya, Seyed Mohammad Khansari-Zadeh, Aude Billard. Learning non-linear multivariate dynamics of motion in robotic manipulators. *The International Journal of Robotics Research*, 30(1):80–117, 2011.
- [25] Seyed Mohammad Khansari-Zadeh, Aude Billard. Learning stable nonlinear dynamical systems with gaussian mixture models. *IEEE Transactions on Robotics*, 27(5):943–957, 2011.
- [26] Jean-Jacques E Slotine, Weiping Li. *Applied nonlinear control*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1991.
- [27] Bojan Nemec, Fares Abu-Dakka, Jimmy Alison Rytz, Thiuis Rajeeath Savarimuthu, Barry Ridge, Norbert Krüger, Henrik Gordon Petersen, Jerome Jouffroy, Aleš Ude. Transfer of assembly operations to new workpiece poses by adaptation to the desired force profile. V *16th International Conference on Advanced Robotics, ICAR*, Montevideo, Uruguay, 2013.
- [28] Douglas A Bristow, Marina Tharayil, Andrew G Alleyne. A survey of iterative learning control. *IEEE Control Systems*, 26(3):96–114, 2006.
- [29] Andrej Gams, Bojan Nemec, Leon Žlajpah, Mirko Wachter, Auke Ijspeert, Tamim Asfour, Aleš Ude. Modulation of motor primitives using force feedback: Interaction with the environment and bimanual tasks. V *Proceedings IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, str. 5629–5635, 2013.

- [30] Richard S Sutton, Andrew G Barto. *Reinforcement learning: An introduction*. MIT Press, Cambridge, MA, 1998.
- [31] Hiroyuki Miyamoto, Stefan Schaal, Francesca Gandolfo, Hiroaki Gomi, Yasuharu Koike, Rieko Osu, Eri Nakano, Yasuhiro Wada, Mitsuo Kawato. A kendama learning robot based on bi-directional theory. *Neural networks*, 9(8):1281–1302, 1996.
- [32] Jens Kober, Jan Peters. Reinforcement learning in robotics: A survey. V *Reinforcement Learning*, str. 579–610. Springer, 2012.
- [33] Ronald J Williams. Simple statistical gradient-following algorithms for connectionist reinforcement learning. *Machine learning*, 8(3–4):229–256, 1992.
- [34] Jan Peters, Stefan Schaal. Reinforcement learning of motor skills with policy gradients. *Neural networks*, 21(4):682–697, 2008.
- [35] Peter Dayan, Geoffrey E Hinton. Using expectation-maximization for reinforcement learning. *Neural Computation*, 9(2):271–278, 1997.
- [36] Jens Kober, Jan Peters. Policy search for motor primitives in robotics. *Machine Learning*, 84(1-2):171–203, 2011.
- [37] Evangelos Theodorou, Jonas Buchli, Stefan Schaal. A generalized path integral control approach to reinforcement learning. *The Journal of Machine Learning Research*, 11:3137–3181, 2010.
- [38] Pieter Abbeel, Andrew Y Ng. Apprenticeship learning via inverse reinforcement learning. V *Proceedings 21st international conference on Machine learning, ICML'04*, str. 1. ACM, 2004.
- [39] Denis Forte. *Posploševanje knjižnic robotskih gibov s statističnimi metodami*. Doktorska disertacija, Univerza v Ljubljani, Fakulteta za elektrotehniko, 2013.
- [40] Christopher G Atkeson, Andrew W Moore, Stefan Schaal. Locally weighted learning for control. V *Lazy learning*, str. 75–113. Springer, 1997.

- [41] Christopher KI Williams, Carl E Rasmussen. *Gaussian processes for machine learning*. MIT Press, Cambridge, MA, 2006.
- [42] Alex J Smola, Bernhard Schölkopf. A tutorial on support vector regression. *Statistics and computing*, 14(3):199–222, 2004.
- [43] James Sacra Albus. *Brains, behavior, and robotics*. Byte books, Peterborough, NH, 1981.
- [44] Roberto Battiti. Using mutual information for selecting features in supervised neural net learning. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5(4):537–550, 1994.
- [45] Bojan Nemec, Rok Vuga, Aleš Ude. Exploiting previous experience to constrain robot sensorimotor learning. V *Proceedings 11th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, str. 727–732, 2011.
- [46] Sebastian Thrun, Tom M Mitchell. *Lifelong robot learning*, zvezek 15. Springer, 1995.

Poglavje 6

Robotsko odkrivanje abstraktnih pojmov

Ivan Bratko

Pri robotskem učenju gre običajno za avtomatsko modeliranje robota in robotovega okolja. Robot samostojno izvaja svoje naloge ali poskuse in pri tem zbira podatke iz meritev. Iz zbranih podatkov se npr. nauči napovedovati, kakšni bodo učinki robotovih akcij na stanje robota in okolja. Ob tem odkriva fizikalne zakonitosti svojega okolja, ki jih lahko uporabi kot napovedni model za samostojno planiranje rešitev zadanih mu nalog.

Ta prispevek se ukvarja z manj običajnim in veliko težjim problemom robotskega učenja, to je odkrivanje *abstraktnih* pojmov. To so pojmi, ki se ne pojavljajo eksplicitno v robotovih izmerjenih podatkih. Med take abstraktne pojme sodijo npr.: premičnost objektov, stabilnost struktur, pojem ovire ali pojem orodja v splošnem smislu. Sem sodijo tudi povsem formalno uvedene nove količine, ki jih robot nikoli ni dejansko zaznal, kot je npr. energija. Tako bi robot lahko odkril tudi zakonitosti, kot je, na primer, zakon o ohranitvi energije. Novi abstraktni pojmi razširjajo robotov opisni jezik in s tem omogočajo lažjo formulacijo novih napovednih teorij.

Ivan Bratko

Univerza v Ljubljani, Fakulteta za računalništvo in informatiko,
Laboratorij za umetno inteligenco
email: bratko@fri.uni-lj.si

V tem poglavju bo predstavljeno nekaj mehanizmov strojnega učenja, ki omogočajo odkrivanje abstraktnih pojmov. Eden od teh je učenje v logiki, navadno imenovano *induktivno logično programiranje* (ILP). Posebno pomembni so mehanizmi odkrivanja novih predikatov v ILP. Ogledali si bomo eksperimente v robotskih domenah s primeri dejansko odkritih abstraktnih pojmov.

Projekt XPERO

Raziskovalno delo, opisano v tem poglavju, se je začelo v okviru evropskega raziskovalnega projekta XPERO (Learning by Experimentation). Začetna faza projekta je opisana v [1]. Tema projekta so bili pristopi k avtomatskemu odkrivanju z izvajanjem eksperimentov v agentovem okolju. Eksperimentalna domena projekta so bili roboti in njihova okolja. Objekt odkrivanja pa so bile razne zakonitosti v tej domeni, izražene bodisi kvantitativno ali pa tudi kvalitativno, z nenumeričnimi opisi najpogosteje podanimi v logiki.

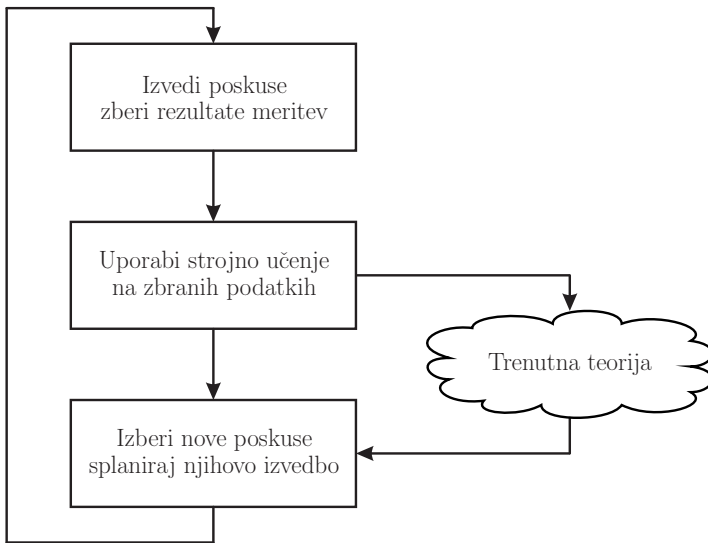
Poleg odkrivanja neposrednih zakonitosti je bil cilj projekta tudi razumeti t.i. robotove „prebliske“ (angl. insight) med učenjem. „Preblisk“ v tem kontekstu pomeni nekaj bolj splošnega oz. abstraktnega kot običajen (fizikalni) zakon. Možna definicija v duhu projekta XPERO je naslednja: preblisk je novo znanje, ki robotu omogoča, da poenostavi svojo obstoječo teorijo o svojem okolju. Preblisk je neke vrste nov pojem, s katerim robot razširi svoj opisni jezik in s tem omogoči bolj uspešno nadaljnje odkrivanje novih zakonitosti.

Eksperimentalna zanka

Proces odkrivanja značilno poteka v t.i. eksperimentalni zanki (slika 6.1). Robot začne svoje raziskovanje z začetnim znanjem, ki je lahko tudi ničelno. To znanje predstavlja robotovo začetno

teorijo o svoji domeni. Zatem v zanki ponavlja naslednje korake:

1. Izvedi poskuse in zberi podatke iz meritev v teh poskusih
2. Na teh podatkih uporabi izbrano metodo strojnega učenja, kar da novo, posodobljeno teorijo robotove domene
3. Začrtaj nove poskuse, ki naj bi vodili do čim bolj informativnih novih podatkov
4. Izdelaj plan za robotovo fizično izvedbo teh poskusov; pri planiranju uporabi trenutno teorijo domene
5. Ponovi zanko od koraka 1 naprej.

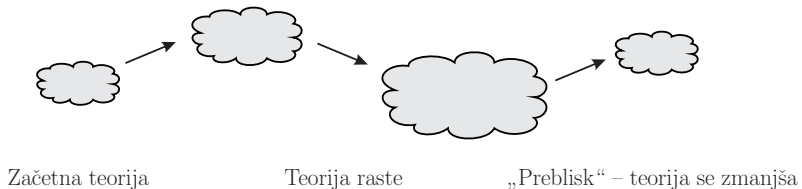


Slika 6.1: Eksperimentalna zanka

Pri načrtovanju novih poskusov (korak 3) mora robot oceniti potencialno korist možnih poskusov, oz. koliko naj bi

novo pridobljeni podatki prispevali k nadaljnjemu učenju. Pri taki oceni lahko robot uporabi metode „aktivnega“ strojnega učenja. Te metode pomagajo izbrati najbolj koristne podatke med dosegljivimi podatki. V začetku, ko je robotovo znanje majhno ali ničelno, še ne more izbrati naslednje eksperimente inteligentno, tako da robot za začetek značilno izbere kar nekaj ključnih akcij.

Poskus je definiran z meritvami, ki naj jih robot izvede v izbrani situaciji, na dani poziciji glede na izbrani objekt. V tem smislu vsakemu poskusu ustreza nek cilj, ki naj bi ga robot dosegel. Da doseže ta cilj, mora robot planirati zaporedje akcij, ki jih je v ta namen treba izvesti. Ko išče tak plan, robot uporabi svojo trenutno, nepopolno teorijo o svoji domeni, saj v tem trenutku nima na voljo ničesar boljšega. Trenutna teorija lahko vsebuje napake in zato lahko privede do napačnega ali celo neizvedljivega plana. Predvidoma pa se tako stanje s časom izboljšuje, ko je bila eksperimentalna zanka zadostikrat ponovljena.



Slika 6.2: Evolucija teorije med ponavljanjem eksperimentalne zanke

Celotni postopek s ponovitvami v eksperimentalni zanki včasih imenujemo evolucija teorije (slika 6.2). Evolucija teorije spominja na proces spodbujevanega učenja (angl. reinforcement learning; [2, 3]). Vendar se pristop, ki ga opišemo v tem poglavju, bistveno razlikuje od metod spodbujevanega učenja. Ena od bistvenih razlik je v vlogi „prebliskov“. Njihov učinek je pojasnjen na sliki 6.2. V grobem je razvoj robotove trenu-

tne teorije takle. Robot začne z majhno začetno teorijo. Med prvimi poskusi in iteracijami učenja iz pridobljenih podatkov se teorija izboljšuje. Novo odkrite zakonitosti se dodajajo v teorijo, zato se njen obseg povečuje. Ko pride do prebliska, ta omogoči poenostavitev teorije, zato se teorija zmanjša. Poenostavitev je možna zato, ker preblisk uvede nov pojem, s čimer postane robotov opisni jezik bogatejši, kar omogoči bolj kompakten in ekvivalenten zapis trenutne teorije. Zatem se teorija spet povečuje do naslednjega prebliska itd. Druga razlika med spodbujevanim učenjem in gornjo eksperimentalno zanko pa je v tem, da tu robot eksplicitno stremi k zbiranju koristnih novih učnih primerov, koristnih glede na konkretno metodo učenja.

Znanstveni cilji

Naj pojasnimo, da so znanstveni cilji raziskav, opisanih v tem poglavju, precej drugačni kot v tipičnih robotskih projektih. Zato so tudi kriteriji uspešnosti ustrezno drugačni. Tipičen cilj v robotskih projektih je izboljšati robotovo uspešnost pri izvajanju konkretne fizične naloge. Za doseg tega cilja lahko izbiramo med poljubnimi metodami, šteje le to, kako uspešne so pri konkretni izbrani nalogi. Za razliko od tega nas v tem poglavju ne zanima toliko uspešnost pri specifičnem robotovem opravilu. Bolj nas zanima, kako uspešno lahko robot izboljšuje svojo trenutno teorijo ter „razumevanje“ sveta z učenjem iz poskusov, vključno s prebliski. Zanimajo nas mehanizmi, čim bolj splošni, ki omogočajo avtomatsko odkrivanje abstraktnih pojmov. Pri tem poskušamo narediti čim manj predpostavk o robotovem „prirojenem“ znanju. Odkrivanje novih pojmov naj bi omogočala čim manjša množica osnovnih principov. To nas omejuje tudi pri izboru metod strojnega učenja, ki jih pri tem lahko uporabimo. Naš cilj je táko novo odkrito znanje, ki ga lahko razumemo in interpretiramo, ne samo da omogoča napovedovanje. Prebliski naj bi bili predstavljeni v eksplicitni simbolični obliki, tako da jih bo možno uporabljati za splošno

sklepanje o domeni. Ta kriterij že vnaprej izloči nekatere, sicer popularne in uspešne paradigme strojnega učenja, kot so nevronske mreže ali metoda podpornih vektorjev [3, 4].

6.1 Vloga učenja modelov v programiranju robotov

Robote lahko programiramo na raznih ravneh splošnosti, avtomatiziranosti in prilagodljivosti. Razni pristopi so opisani v naslednjih odstavkih.

Vnaprej podano zaporedje akcij. Najbolj neposreden način je, da za dano robotovo nalogo eksplicitno podamo robotu celotno zaporedje akcij, ki naj jih robot izvede za rešitev te naloge. Akcije v tem zaporedju lahko seveda vključujejo tudi merilne akcije za pridobitev informacij o trenutnem stanju robota in njegovega okolja prek senzorjev (npr. kamera, senzor bližine). Te informacije robot potrebuje tudi za to, da preveri, ali so bili učinki izvedenih akcij taki, kot je bilo predvideno. Navadno je treba računati s tem, da zaradi napak ali netočnosti ti učinki niso povsem taki, kot so bili načrtovani. Zato izvajanje nadaljnjih akcij v obstoječem planu ni več aktualno in je potrebno izvesti korektivne akcije ali pa povsem spremeniti nadaljnji plan. Ta neposredni način programiranja robota je zelo omejen, saj je treba za vsako novo nalogo ročno zgraditi novo zaporedje akcij. Še bolj neugodno pa je, da je treba tudi vnaprej predvideti možne nezaželene učinke akcij in za vsak tak robotov spodrseljaj vnaprej podati nadomestni plan. Praktično je nemogoče predvideti korektivne plane za vse možne situacije, ki pri tem nastanejo. Prednost tega pristopa pa je, da robot ne potrebuje nobenega modela sveta. V tem pogledu je ta pristop zelo nezahteven.

Avtomatsko planiranje z uporabo modela robota in okolja. Splošnejši pristop k programiranju robota za izvajanje nalog temelji na modelu robota in njegovega okolja. Model

omogoči robotu, da predvidi, kaj bodo učinki posameznih akcij. Model zato lahko uporabimo skupaj s splošnim algoritmom za planiranje. Taki algoritmi temeljijo navadno na klasičnih predstavitvah tipa STRIPS ter planiranju po principu sredstev in ciljev (angl. „means-ends principle“) [5]. Vzorčna implementacija takega planiranja v programskem jeziku prolog je v [6]. Prednost programiranja robota s planiranjem je, da je treba vnaprej podati le model robotovih akcij, potem pa za vsako novo nalogo definirati le začetno stanje in cilje naloge. Konkreten plan za izvedbo naloge pa planirni program sestavi avtomatsko. Vsaj načeloma lahko planer tudi avtomatsko poskrbi za morebitne napake ali netočnosti pri izvedbi akcij. Na primer tako, da po izvedbi vsake akcije prek senzorjev preveri, ali je bilo po akciji doseženo pričakovano novo stanje. Če ne, lahko planer sestavi nov plan, ki iz nepredvidenega trenutnega stanja doseže dane cilje.

Omejitev pristopa s planiranjem je, da mora uporabnik pred uporabo robota vnaprej sestaviti model robotovih akcij in model okolja. Ta model je vnaprej definiran v celoti in je predvidoma fiksni, to je, se ne spreminja s časom. Če robotov svet ni povsem poznan vnaprej, ali pa se lahko s časom spreminja, potem je spet potrebna intervencija človeka, da model posodobi.

Avtomatsko učenje modela. Naslednji korak proti robotovi večji avtonomnosti je, da se robotu doda zmožnost učenja. S tem se lahko robot sam iz izkušenj (meritev, opazanj) nauči model akcij in okolja. Tak robot lahko deluje tudi v neznanem ali delno znanem okolju, ki se lahko s časom tudi spreminja. Naučene oz. sproti posodobljene modele sveta lahko robot uporablja za planiranje nalog s programom za planiranje. Zimmerman in Kambhampati [7] podajata pregled raziskav o kombinaciji učenja in planiranja v robotiki. Reprezentativni članki iz te problematike so [8, 9, 10].

Učenje z izboljševanjem opisnega jezika. Vendar ima celo gornji, zelo ambiciozni pristop omejitve. Večina metod

strojnega učenja uporablja fiksne, vnaprej podane opisne jezike, v katerih so izražene naučene teorije robotovega sveta. Tudi če je uporabljeni opisni jezik v principu splošen, uvaja omejitve glede tega, kaj se je realno sploh možno naučiti. V kompleksnih domenah je predstavitev modela sveta v izbranem opisnem jeziku lahko zelo obsežna in nerodna. Iskanje obsežnih modelov s strojnim učenjem pa je hitro izven mej, kaj je praktično naučljivo v omejenem času, čeprav je morda naučljivo v principu z zelo velikim številom zbranih izmerjenih podatkov, npr. v milijonu let. Zato je zaželena zmožnost sistema za učenje, da sproti razširja svoj opisni jezik z novimi konstrukti. Ti bi omogočili bolj elegantno definicijo modela, ki naj bi se ga robot naučil. S tem pa bi bilo tudi nadaljnje učenje lažje.

V tem poglavju bomo videli mehanizme, ki omogočajo, da robot med raziskovanjem svojega okolja in samega sebe razširi svoj opisni jezik. Take razširitve jezika bomo realizirali z odkrivanjem abstraktnih novih pojmov, ki jih lahko dodajamo v robotov opisni jezik. Celotni pristop bo temeljil na induktivnem logičnem programiranju, ki ga bomo predstavili v nadaljevanju.

6.2 Induktivno logično programiranje

V tem razdelku bomo s primerom predstavili osnovne pojme induktivnega logičnega programiranja (kratko ILP, v angleščini Inductive Logic Programming). ILP uporablja matematično logiko prvega reda za predstavitev teorij, naučenih iz podatkov.

Navadno je sintaksa jezika za predstavitev novih teorij kar programski jezik prolog, npr. [6]. Program v prologu je definicija množice predikatov. Najprej pogledjmo primer, izpeljan iz [11]. Slika 6.3 kaže primer enostavnega robotovega sveta, ki vsebuje kocke zložene v stolpe na mizi.

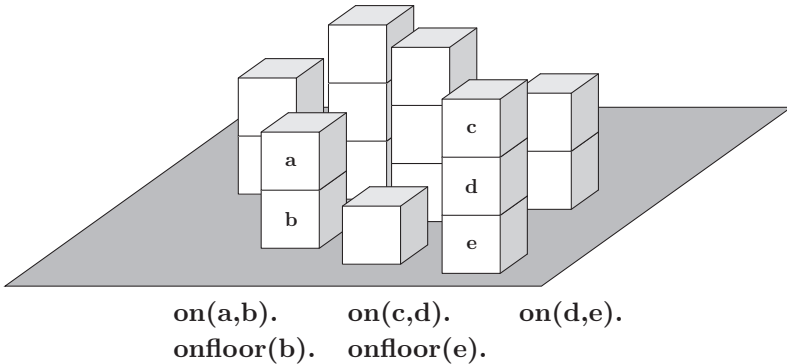
Denimo, da robot vodi evidenco o tem, na čem stojijo posamezne kocke. Npr. kocka a stoji na kocki b, kocka b pa je na

mizi. Ta informacija naj bo v logiki zapisana s stavkoma:

on(a,b).

onfloor(b).

Ta dva stavka sta že zapisana v veljavni sintaksi programskega jezika prolog.



Slika 6.3: Stanje na robotovi mizi in nekatere relacije, zapisane v prologu, ki držijo v tem stanju.

Za to, da bi robot lahko izvajal operacije v tem svetu, to je npr. prestavil kocko *c* na kocko *a*, mora poznati *X*, *Y* in *Z* koordinate kock. Denimo, da lahko *X* in *Y* koordinati določi z analizo slike iz kamere, ki je na stropu in tako zajame silhuete kock. Vendar pa robot prek slike silhuet ne more dobiti podatkov o *Z* koordinatah.

So pa *Z* koordinate izračunljive iz relacije *on*. Vendar vzemimo, da robot pravil za tak izračuna ne pozna. Pozna pa konkretne primere klock in njihovih *Z* koordinat, ki jih je robotu podal operater kot robotov „učitelj“. Robot se bo splošnih pravil računanja *Z*-koordinat naučil sam iz teh primerov. Tu bomo opisali, kako se lahko robot tega nauči z uporabo ILP. V takih primerih je učenje z ILP posebej primerno, zlasti zato ker

lahko pri tem robot uporabi ustrezno predznanje. Pred tem pa na kratko predstavimo, kako v splošnem poteka učenje v ILP.

Na splošno je problem ILP definiran takole:

Dano:

nek začetni program v prologu, imenovan „predznanje“
 B , in množica pozitivnih primerov E ter negativnih primerov N

Poišči:

hipotezo H , ki je tudi v obliki programa v prologu, tako da:

1. $B \wedge H \vdash E$, in
2. za vse n v N : $B \wedge H \vdash \sim n$.

B imenujemo predznanje (angl. background knowledge). To je robotovo znanje, preden se učenje začne. Simbol „ \vdash “ pomeni izpeljavo. Vse pozitivne primere E lahko izpeljemo iz B in H . Iz B in H izpeljemo tudi, da so vsi negativni primeri neresnični.

Problem ILP je v svoji splošni, zgoraj opisani obliki, izredno težak zaradi velike kombinatorične zahtevnosti. Pozitivno pa je to, da je opisni jezik zelo zmogljiv in fleksibilen, veliko bolj kot v drugih pristopih k strojnemu učenju. Ker je predznanje podano s poljubnim prologovim programom, je to lahko veliko splošnejše, kot v drugih načinih učenja, kjer smo glede tega veliko bolj omejeni. Zato se v drugih, običajnih oblikah strojnega učenja robot začne učiti praktično iz nič, medtem ko v ILP robot lahko začne z vsem, kar mu je znano pred učenjem.

Razni ILP sistemi iščejo hipotezo H tako, da na razne načine preiskujejo prostor možnih hipotez. Prostor možnih hipotez je definiran s predznanjem B . Rečemo tudi, da je opisni jezik podan s predznanjem B . Načeloma so možne hipoteze vse logične formule, ki jih lahko zapišemo z danim opisnim jezikom. Izbiramo lahko med različnimi metodami in sistemi induktivnega

logičnega programiranja [12]. V poskusih, opisanih v tem poglavju, je bil uporabljen ILP sistem HYPER [6].

Kako definiramo konkreten problem učenja s kakšno od metod ILP? Definicija problema je v ILP bolj zapletena kot v drugih metodah strojnega učenja, saj moramo eksplicitno podatki predznanje ter pozitivne in negativne primere za učenje. Za podrobno ilustracijo slika 6.4 kaže, kako lahko problem učenja računanja Z koordinat predstavimo programu HYPER.

Pojasnimo nekaj podrobnosti na sliki 6.4. Predikat **backli-teral** pove, katere predikate smemo uporabiti v definiciji ciljnega predikata učenja, to je $z(\text{Block}, Z)$: **on(A,B)**, **onfloor(B)**, **next(N1,N2)**, $z(\text{Block}, Z)$, pri čemer je spremenljivka **Block** tipa **block**, torej so njene možne vrednosti imena kock **a**, **b**, **c** itd. **N1**, **N2** in **Z** so tipa **number**, ki je tu definiran kot domena nenegativnih celih števil. Med drugimi je tu naveden tudi $z(\text{Block}, Z)$, kar pomeni, da dovoljujemo tudi rekurzivne definicije ciljnega predikata **z**. To pomeni, da lahko pri definiciji predikata **z** uporabimo tudi sam predikat **z**. Predikat **next** podaja relacijo naslednika med celimi števili od 0 do 5. Podani so po trije pozitivni in negativni učni primeri (predikata **ex** in **nex**). Ti so vzeti s slike 6.3. Npr. pozitivni primer $z(a,1)$ pove, da je kocka **a** na Z-koordinati 1, primer $z(b,0)$ pa, da je za kocko **b** $Z = 0$. Za našo domeno predpostavljamo, da so vse kocke enako velike (višina 1). Negativni primer $z(a,3)$ pove, da ni res, da bi bila za kocko **a** Z-koordinata enaka 3. Druge podrobnosti definiranja domen učenja so pojasnjene v [6].

Program HYPER prebere definicijo problema učenja na sliki 6.4 in v času reda 0,1 sekunde najde naslednjo hipotezo – program v prologu, ki je konsistenten s podanimi učnimi primeri. To je, da vse podane pozitivne in negativne primere klasificira tako, kot je podano s primeri. V spodnjem izpisu hipoteze so imena spremenljivk preimenovana z mnemoničnimi imeni. Dodani so tudi komentarji, ki pojasnjujejo logiko te hipoteze (glej tudi sliko 6.5).

I. BRATKO

% Učenje računanja Z-koordinat kock

% Predznanje: relacije, ki jih lahko uporabimo pri iskanju ciljne teorije

backliteral(on(A,B),[A:block],[B:block]). % Relacija kocka A je na B

backliteral(onfloor(B),[B:block],[]). % Kocka B je na tleh

backliteral(next(N1,N2),[N1:number],[N2:number]). % Sosednji celi števili

backliteral(z(B,Z),[],[B:block,Z:number]). % Z-koordinata kocke B

term(number,0,[]). % 0 je odlikovano število

prolog_predicate(on(,-)). % Cilj on(A,B) izvede prolog neposredno

prolog_predicate(onfloor(-)).

prolog_predicate(next(,-)).

on(a,b). % Kocka a je na b

on(c,d).

on(d,e).

onfloor(b). % Kocka b je na mizi

onfloor(e).

next(0,1). % Številu 0 sledi celo število 1

next(1,2).

next(2,3).

next(3,4).

next(4,5).

% Pozitivni primeri

ex(z(a,1)). % Z-koordinata kocke a je 1

ex(z(b,0)).

ex(z(c,2)).

% Negativni primeri

nex(z(a,3)). % Z-koordinata kocke a ni 3

nex(z(c,0)).

nex(z(c,1)).

start_clause([z(Block,Z)],[Block:block,Z:number]). % Začetna hipoteza

Slika 6.4: ILP definicija problema učenja določanja Z-koodinat kock.

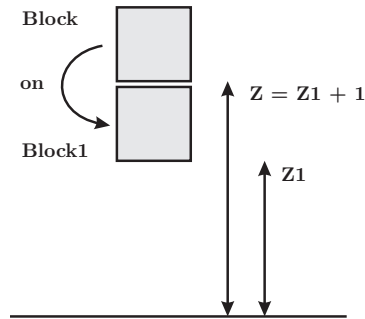
Besedilo desno od „%“ je programski komentar.


```

z(Block,0) :-           % Kocka je na višini 0,
onfloor( Block).       % če stoji na tleh

z(Block,Z) :-           % Kocka Block je na višini Z,
on(Block,Block1),      % če stoji na kocki Block1 in
z(Block1,Z1),          % Block1 je na višini Z1 in
next(Z1,Z).            % Z je naslednik števila Z1, tj.  $Z = Z1 + 1$ 

```



Slika 6.5: Rekurzivna definicija relacije **z(Block,Z)**

Zelo presenetljivo dejstvo je, da vsaj v tem primeru, zadoščajo vsega po trije pozitivni in negativni primeri za induciranje pravilne rekurzivne definicije predikata **z(B,Z)**. To definicijo lahko tudi neposredno uporabimo s prologom za dejansko računanje Z koordinat. Avtomatsko sintetizirani program je tak, kot bi ga napisal izkušen programer.

6.3 Odkrivanje novih abstraktnih pojmov kot novih predikatov v ILP

V tem razdelku si bomo ogledali pristop k odkrivanju *abstraktnih* pojmov. Pristop temelji na uporabi induktivnega logičnega programiranja, vendar v zahtevnejši izvedbi, ki dopušča ILP sistemu, da med gradnjo hipotez uvaža nove predikate. Najprej

poglejmo primer iz [11], s katerim bomo ilustrirali ter pojasnili razloge, zakaj je pri definiciji takega predikata treba včasih uvesti nov predikat.

Spet si predstavljajmo robota, ki deluje v svetu kock (slika 6.3), ki bi tokrat rad raziskal, kdaj lahko varno zgrabi dano kocko. Robot lahko zgrabi kocko s prsti, ki so pritrjeni na njegovo, v našem primeru zelo veliko roko. Če se s to roko robot približa izbrani kocki, ki jo obkrožajo kjerkoli na mizi višji stolpi, potem se bo robot ob tem dotaknil teh stolpov in jih podrl. Zato je pravilo varnega prijemanja tako: kocko B lahko primeš le, če je ta na vrhu nekega stolpa in noben drug stolp na mizi ni višji od tega stolpa.

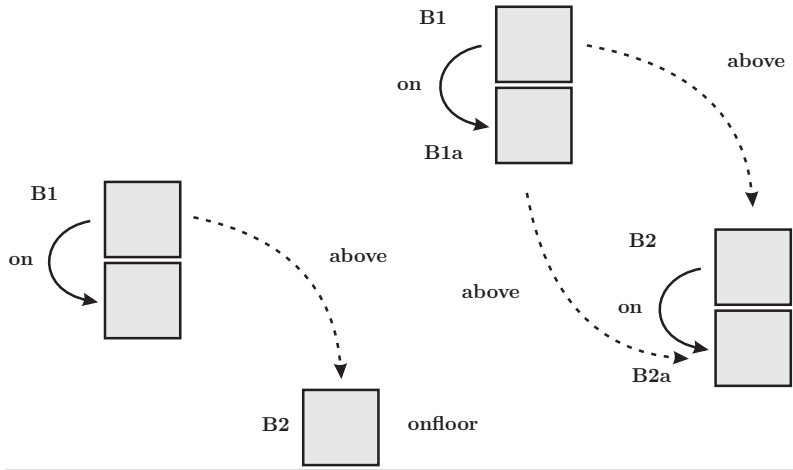
Vzemimo, da robot tega pravila ne pozna, bi pa se rad naučil razpoznavati, katere kocke lahko varno prime. V ta namen je robot izvedel vrsto poskusov s prijemanjem kock in zbral rezultate poskusov: ali je bila kocka varno prijeta ali ne. Robot je torej zbral pozitivne in negativne učne primere varnega prijemanja, zdaj pa bi iz teh primerov poiskal splošno pravilo za napovedovanje uspešnosti prijemanja.

Spet predpostavimo, da robot nima informacije o Z-koordinatah kock. Robotovo trenutno znanje Z-koordinat sploh ne omenja. Robot pozna le X in Y koordinate kock prek kamere na stropu nad kockami in lahko začuti bližino kocke s senzorjem bližine, ki je pritrjen na roko robota. Vendar pa (kot na sliki 6.3) namesto informacije o Z-koordinatah kock, ima robot podatke o tem, na čem kocka stoji: ali na kaki drugi kocki (relacija **on** na sliki 6.3) ali pa na tleh (relacija **onfloor**). Predpostavimo, da robot ne pozna aritmetičnih operacij, s katerimi bi lahko iz podanih relacij **on** in **onfloor** izračunal višine, na katerih so kocke. Še več, robot niti ne pozna pojma števila. Če bi robot poznal aritmetiko, potem bi lahko tudi preveril, ali kakšen stolp seže višje od kocke, ki naj bi jo robot zgrabil. Toda ker aritmetike ne pozna, mora sam odkriti nekaj ekvivalentnega, kar bi za dani primer omogočilo primerjavo med višinami kock.

V našem primeru je tak koristen, robotu še neznan predikat **above(B1,B2)**. To pomeni, da je kocka **B1** na večji višini kot kocka **B2**, bodisi v istem stolpu ali pa v različnih stolpih.

Povzemimo: robot bi se rad naučil definicijo predikata **graspable(B)**, to je kocko **B** je mogoče varno zgrabiti. Če bi robot poznal predikat **above**, bi lahko izrazil definicijo predikata **graspable** v prologu z uporabo **above** takole:

```
graspable(Block) :-                               % Kocko Block je mogoče
                                                    % varno prijeti, če
not above(AnotherBlock, Block).% ni kocke, ki je nad Block
```



Slika 6.6: Ilustracija definicije predikata **above(B1,B2)**. Levo: poseben primer, ko je **B2** na tleh; desno: splošen primer, ko **B2** ni na tleh.

To logično pravilo preberemo takole: Kocko **Block** je možno varno prijeti, če ni res, da obstaja kaka druga kocka **AnotherBlock**, ki je nad kocko **Block**. Seveda gornja definicija predikata **graspable** zahteva tudi definicijo predikata **above(B1,B2)**.

Tule je možna definicija tega predikata v slovenščini. Idejo pojasnjuje slika 6.6. Definicija loči med dvema primeroma:

1. Kocka **B1** je nad kocko **B2**, če
 B2 je na mizi in
 B1 stoji na katerikoli drugi kocki.
2. Kocka **B1** je nad kocko **B2**, če
 B1 stoji na neki kocki **B1a** in
 B2 stoji na neki kocki **B2a** in
 B1a je nad **B2a**.

Ti dve pravili o relaciji **above** lahko zapišemo v prologu z rekurzivnim programom:

```
above(B1,B2) :-          % B1 je nad B2, če
    onfloor(B2),          % B2 je na mizi, in
    on(B1,AnotherBlock). % B1 je na neki drugi kocki
```

```
above(B1,B2) :-          % B1 je nad B2, če
    on(B1,B1a),           % B1 je na B1a, in
    on(B2,B2a),           % B2 je na B2a, in
    above(B1a,B2a).       % B1a je nad B2a
```

To je zdaj izračunljiva definicija predikata **graspable**. Relacija **above** je definirana rekurzivno in deluje za stolpe poljubnih višin. Če je relacija **on** definirana kot na sliki 6.3, potem bo prolog logično izpeljal, da je kocka c prijemljiva, kocke a, b, d in e pa ne.

V nadaljevanju je bolj natančno opisano, kako lahko ILP sistem HYPER uporabimo za učenje predikata **graspable**, pri čemer bo HYPER odkril nov predikat, ki ustreza predikatu **above**. Najprej lahko uvedemo kot predznanje znana predikata **on** in **onfloor**, tako kot na sliki 6.4. Ker smo predpostavili,

da robot ne pozna števil in aritmetike, predikata **next** ne podamo kot predznanje. Ciljni predikat, ki se ga učimo, je **graspable(Block)**. Med pozitivnimi primeri je **graspable(c)**, med negativnimi pa so **graspable(a)**, **graspable(b)** in **graspable(d)**.

Do tu je vse tako, kot običajno v ILP. Toda zdaj se pojavi problem. Ker mora ciljni predikat delovati za poljubno visoke stolpe kock, je potrebna rekurzivna definicija z uporabo pomožnega predikata. V takih primerih mora ILP sistem odkriti nov, pomožni predikat, v našem primeru **above**. Ciljnega predikata **graspable** namreč ni mogoče definirati brez pomožnega predikata **above**. Šele ta omogoči elegantno formulacijo predikata **graspable**. Seveda ni nujno, da se ta novi predikat imenuje prav **above**, mora pa biti definiran ekvivalentno kot **above** zgoraj.

Iskanje definicije takega novega predikata je posebej težko zato, ker ni nikjer omenjen v definiciji problema, niti v predznanju niti med učnimi primeri. Zanj sploh nimamo nobenih primerov. Gre za odkrivanje novega predikata (angl. predicate invention). Ta problem pa je kombinatorično še bolj zahteven kot običajno ILP, ker obstaja veliko število načinov, kako uvesti novi predikat. Vnaprej pa je povsem nejasno, kateri poskusi uvedbe so potencialno koristni in kateri ne.

Tehnično omogočimo odkrivanje novih predikatov v sistemu HYPER tako, da v predznanje vstavimo „slamnati“ predikat, s poljubnim imenom, npr. **p**. V začetno hipotezo moramo tudi vnesti ta predikat pod relacijo **start.clause**, podobno kot ciljni predikat (glej sliko 6.4). Čeprav nima za predikat **p** HYPER na voljo nobenih učnih primerov, lahko poskuša z različnimi hipotezami o tem predikatu. Uspešnost hipotez o novem predikatu pa se vendarle zrcali skozi ocene hipotez o ciljnem predikatu **graspable**. V teh ocenah se posredno odraža, koliko si z novim predikatom lahko pomagamo pri učenju ciljnega predikata. Aljaž Košmerlj [13] je s svojim sistemom STRUDEL (ki tudi uporablja sistem HYPER) za učenje STRIPS opisov robotskih

akcij dosegel, da se je robot naučil pravila varnega prijemanja podobno, kot je opisano zgoraj. Pri tem je STRUDEL avtomatsko odkril nov predikat, ki je bil definiran ekvivalentno kot predikat **above** zgoraj. STRUDEL je opisan v članku [14].

Kljub računski zahtevnosti pa je odkrivanje novih predikatov izredno pomembno, saj razširja opisni jezik robota in omogoča izražanje hipotez, ki sicer niti ne bi bile izrazljive. Z vidika avtomatskega odkrivanja zakonitosti iz podatkov je odkrivanje novih predikatov tako atraktivno zato, ker je to formalno verjetno najbolj naraven način uvedbe novih teoretičnih konstruktov, oz. abstraktnih pojmov.

Ko sistem odkrije nov predikat, preseže običajno, „plitvo“ odkrivanje zakonov v domeni, ki govorijo o direktnih relacijah med spremenljivkami, ki jih opazujemo v poskusih. Z novimi predikati pa uvajamo abstraktne nove pojme, ki niso neposredno izmerjeni, so pa lahko izredno koristni zato, ker z njimi lažje in bolj jedrnato izrazimo zakonitosti domene. Npr. pojem energije se tipično niti ne bi pojavil med izmerjenimi spremenljivkami. Lahko pa ga uvedemo kot povsem teoretični konstrukt, izražen npr. s hitrostjo in maso objekta. Potem lahko avtomatsko odkrijemo tudi npr. zakonitost ohranitve energije v modeliranem sistemu, kar lahko zelo hitro privede do poenostavitve obstoječih teorij.

Russell in Norvig [3] to komentirata takole: „Nekateri najgloblji premiki v znanosti izhajajo iz odkritja novih predikatov ali funkcij, npr. Galilejevo odkritje pospeška ali Joulovo odkritje toplotne energije. Ko so enkrat na razpolago taki ključni konstrukti, postane odkrivanje novih zakonitosti (relativno) preprosto.“

6.4 Eksperimentalni rezultati

V tem razdelku so opisani poskusi z odkrivanjem abstraktnih pojmov v nekaterih značilnih enostavnih domenah robotskega

učenja. Tehnični pristop je temeljil na odkrivanju novih predikatov v ILP. Eksperimentalno okolje je obsegalo mobilne robote, ki so premikali kocke v ravnini. V teh poskusih je robot med drugim odkril iz izmerjenih podatkov pojme premičnega objekta, ovire in orodja. Slednji primer je posebej zanimiv, saj je formalna definicija orodja izziv tudi za človeka. Vsi ti pojmi so bili formalizirani kot novi predikati. Ti trije primeri so podrobneje opisani v naslednjih razdelkih.

Pojem premičnosti objekta

Najprej si oglejmo, kako je prišlo do odkritja pojma premičnosti objekta. Robot je izvrševal ukaze o premikanju kock za dano razdaljo. Vendar so bili rezultati teh akcij odvisni od lastnosti kock. Pri nekaterih kockah je robotu premik dejansko uspel, pri drugih pa ne. Nekatere kocke so bile pretežke. Med izvajanjem poskusov je robot zbiral podatke o poskusih, ki jih je shranil v obliki dejstev v prologu o naslednjih dveh predikatih:

at(Obj,T,P)

Objekt **Obj** je bil opažen na poziciji **P** ob času **T**

move(Obj,P1,D,P2)

Po ukazu „premakni **Obj** iz **P1** za razdaljo **D**“ je bil **Obj** na poziciji **P2**

Vse pozicije so dvodimenzionalni vektorji. Robotovo predznanje („background knowledge“), so sestavljali naslednji predikati:

approx_equal(X,X)

Pomeni, da sta vektorja $\mathbf{X} \approx \mathbf{Y}$

different(X,Y)

\mathbf{X} in \mathbf{Y} nista enaka, niti približno

add(X,Y,Z)
 $Z \approx X + Y$

Gornje relacije so definirane kot približki in so zato uporabne kljub šumu v numeričnih podatkih. Na primer, po teh „mehkih“ definicijah velja tudi:

add(3.3, 4.4, 7.75)

Še enkrat poudarimo, da niti rezultati meritev, niti predznanje ne vsebujeta pojma premičnosti objekta, niti nobene omembe tega pojma. Niti niso podani primeri premičnih oz. nepremičnih objektov. Uporabili smo program HYPER za induciranje teorije o potiskanju predmetov v tako podani učni domeni. To je, da se bo naučil predikat **move(Obj,P1,D,P2)**, ki bo za dane ukaze oblike „potisni **Obj** s pozicije **P1** za razdaljo **D**“ napovedal približno pozicijo **P2** tega objekta po izvršenem ukazu.

Inducirana teorija za ta primer je vsebovala definicijo novega predikata **p**. Predikat **p** je mogoče interpretirati kot pojem premičnega objekta:

move(Obj,Pos1,Dist,Pos2) :- % Premakni Obj za razdaljo Dist
 approx_equal(Pos1,Pos2), % Začetna in končna pozicija sta
 % približno enaki
 not p(Obj). % Objekt ni premičen

move(Obj,Pos1,Dist,Pos2) :- % Premakni Obj za razdaljo Dist
 add(Pos1,Dist,Pos2), % Pos2 = Pos1 + Dist
 p(Obj). % Objekt je premičen

p(Obj) :- % Objekt je premičen, če
 at(Obj,T1,Pos1), % je bil nekoč na poziciji Pos1
 at(Obj,T2,Pos2), % in nekoč na poziciji P2
 different(Pos1,Pos2). % in sta Pos1 in Pos2 različni

Za lažje razumevanje so bila originalna imena spremenljivk mnemonično preimenovana. Prvi od gornjih treh stavkov velja za nepremične objekte. Po ukazu ostane njihov položaj nespremenjen. Drugi stavek obravnava premične objekte. Pri tem je HYPER uvedel novi predikat **p(Object)**, ki je resničen za objekte, ki jih robot zmoe premakniti. To bi naj bil vsaj namen predikata **p**. Pripadajoča definicija predikata pa je v resnici le smiseln približek temu. Po tej definiciji lastnost **p** objekta velja, če je bil objekt opažen v preteklosti na dveh različnih lokacijah. To pa seveda ni povsem pravilna definicija premičnosti. Objekt je načeloma lahko premičen tudi v primeru, če se ni nikoli premaknil. Vendar ta približna definicija zadošča za vse podane učne primere. Je pa to pravzaprav tudi edina možna formulacija premičnosti z informacijo, ki jo robot ima o objektih. Za lažje razumevanje bi v gornjem programu **p(Object)** preimenovali npr. v **movable(Object)**. Novi predikat je omogočil, da se formulacija predikata **move** razdeli v dva primera: za premične in za nepremične objekte.

Pojem ovire

V naslednjem poskusu v robotskem svetu s številnimi objekti je robot odkril nov predikat, ki ustreza pojmu ovire. Če se nepremičen objekt pojavi na trajektoriji gibanja kakega premičnega objekta, potem stacionarni objekt onemogoči gibanje premikajočega objekta po dani trajektoriji. HYPER je ugotovil, da je koristno uvesti nov predikat, katerega definicija pomeni oviro. Ponovno naj poudarimo, da pojem ovire ni bil nikoli omenjen v učnem problemu, niti v predznanju niti med učnimi primeri. HYPER je le nekako ugotovil, da bi bil nov predikat (ki ustreza pojmu ovire), koristen za razlago obnašanja objektov v robotskem svetu.

V raznih poskusih je robot našel različne definicije novega predikata. Primer inducirane teorije je:

% p(Start, Dist, Obj): % Objekt Obj je ovira glede na premikanje
 % nekega drugega predmeta
 % iz lokacije Start za razdaljo Dist

p(Start,Dist,Obj) :-	% Obj je ovira, če
at(Obj,Time,Pos),	% je Obj na lokaciji Pos
pointBetween(Start,Dist,Pos),	% in Pos leži med Start
	% in Start+Dist
not movable(Obj).	% in Obj ni premičen
move(Start,Dist,End) :-	% Premik iz Start za
	% Dist se konča v End, če
add(Start,Dist,End),	% Start + Dist = End
not p(Start,Dist,Obj).	% Na poti ni ovire
move(Start,Dist,End) :-	% Sicer se premik konča
	% v End, če je
p(Start,Dist,Obj),	% Na poti je ovira Obj
at(Obj,Time,Pos),	% Obj je na lokaciji Pos
approxEqual(Pos,End).	% End je približno enako
	%Pos

Novi predikat **p(Start,Dist,Obj)** lahko interpretiramo takole: **Obj** je ovira glede na lokacijo **Start** in razdaljo **Dist**, če je **Obj** nepremičen in zaseda lokacijo, ki leži med lokacijama **Start** in **Start + Dist**. **Start** in **Dist** sta oba vektorja v ravnini. Predikat **move(Start,Dist,End)** napove končno lokacijo objekta po nameravanem premiku za **Dist**: če na poti premika ni ovire, potem je **End** približno enako **Start + Dist**. Sicer pa je **End** približno enako lokaciji ovire na poti.

Odkritje pojma orodje

Zdaj opišimo še poskuse, ki so privedli do odkritja veliko bolj abstraktnega novega pojma, to je pojem orodja. V teh poskusih je robot izvajal naloge s potiskanjem kock, katerih cilj je

bil spraviti kocko na dani ciljno lokacijo. Cilj je bil torej oblike **at(Object,Pos)**. Te robotove naloge so zahtevale planiranje zaporedij akcij, ki dosežejo dane cilje. Včasih robot ni mogel potisniti kocke skozi ozek prehod, ker v prehodu ni bilo dovolj prostora za robota. Zato je moral robot uporabiti kako drugo kocko kot orodje, s katerim je želeno kocko lahko posredno potisnil skozi prehod. Pri planiranju je bil uporabljen program za planiranje akcij po principu sredstev in ciljev [6]. Tak planer lahko tudi avtomatsko razloži plan tako, da za vsako akcijo v planu pove, kakšen je namen akcije; torej, kaj je pomemben cilj, ki ga akcija doseže za to, da omogoči nadaljevanje plana.

V tako razloženih planih je robot iskal vzorce, to je značilna pod-zaporedja akcij v planu. Ta pod-zaporedja je potem uporabil kot primere za učenje posplošenih zaporedij akcij, t.i. makro-operatorjev. V tej posplošitvi so bila konkretna imena kock posplošena na spremenljivke, podobno pa so bile posplošene tudi konkretne lokacije. Robot je zatem induciral logične opise, ki so diskriminirali med najbolj pogosto uporabljanimi makro-operatorji. Pri tem je HYPER uvedel dva nova predikata, ki ju je mogoče interpretirati kot definiciji pojmov orodje in ovira. Npr. naslednja definicija ustreza interpretaciji, da ima **Obj** vlogo orodja v makro-operatorju **Macro**:

```

tool(Macro,Obj) :-
    object(Obj),
    member(Action-->Purpose,Macro), % Namen akcije je
                                     % Purpose
    appears(Obj,Action),             % Obj se pojavi v opisu
                                     % akcije
    not appears(Obj,Purpose).         % Obj se ne pojavi v
                                     % Purpose

```

Zapis **Action-->Purpose** pomeni, da je **Purpose** namen akcije **Action** v zaporedju akcij **Macro**. Gornja definicija pove tole: **Obj** ima vlogo orodja v makro-operatorju **Macro**, če

1. **Macro** vsebuje akcijo **Action**, katere namen je **Purpose**, in
2. **Obj** se pojavlja v opisu akcije **Action**,
3. obenem pa se **Obj** ne pojavlja v opisu namena akcije **Purpose**.

To ustreza smiselni definiciji pojma orodja. V grobem, orodje je tak objekt, ki se pojavlja v kakšni akciji v planu, ne pojavlja pa se v ciljnih plana.

Podrobnosti teh poskusov so opisane v [15] in [16]. Med drugim je opisana metoda za generiranje negativnih učnih primerov, ki jih za učenje potrebuje HYPER. Problem negativnih primerov se pojavlja pri večini učnih sistemov, vključno s sistemom HYPER, ki poleg pozitivnih učnih primerov potrebujejo za učenje tudi negativne primere. V poskusih z robotom meritve zajamejo le pozitivne učne primere, to so tisti primeri, ki se dejansko lahko zgodijo v naravi oz. v realnosti. V našem primeru bi bil negativen primer npr. premik robota na lokacijo, ki jo že zaseda nek drug, nepremičen objekt. Ker se to v realnem svetu ne more zgoditi, takega primera ni mogoče zaznati s senzorji. Zato je treba negativne primere dobiti na drug način. Npr. da jih poda ekspert za učno domeno, ali pa jih računalnik generira avtomatsko z uporabo dodatnih splošnih zakonitosti, ki jih poda ekspert. Pogosto uporabljan princip za generiranje negativnih primerov je npr. predpostavka o determinizmu v učni domeni. Za premikanje objektov bi ta predpostavka pomenila, da robot vedno premakne isti objekt v enakih okoliščinah na približno isto mesto. Torej če opaženi premik pokvarimo (spremenimo doseženo lokacijo), smo s tem dobili negativen primer.

6.5 Zaključki

V tem poglavju smo začeli s pregledom pristopov k programiranju robotov. Najsplošnejši pristop temelji na učenju modela robota in njegovega okolja ter uporabi modela pri planiranju akcij za reševanje robovih nalog. Celo ta pristop ima omejitve v tem, da uporablja fiksni jezik za opis hipotez, ki ga uporablja program za učenje. Posvetili smo se vprašanju, kako preseči to omejitev tako, da robot med učenjem odkriva nove, abstraktne pojme, s katerimi lahko program avtomatsko razširi svoj opisni jezik.

V ta namen smo preučili konkreten pristop k odkrivanju abstraktnih pojmov, ki temelji na odkrivanju novih predikatov v ILP. Predstavili smo nekatere poskuse z odkrivanjem novih predikatov v robotskih domenah. Pokazali smo, kako pride do odkritja novih predikatov, ki ustrezajo pojmom premičnosti objektov, ovire in orodja. V teh poskusih je za odkritje takih pojmov zadoščalo presenetljivo majhno število učnih primerov reda nekaj deset ali nekaj sto. Podatki za učenje so bili pridobljeni bodisi z dejanskimi bodisi simuliranimi roboti in so vsebovali šum.

V analizi poskusov z raznimi pristopi k strojnemu učenju se je pokazalo, da ima za naš problem možnosti za uspeh le ILP (induktivno logično programiranje) [17]. Opisni jezik v ILP je predikatna logika, ki je dovolj izrazna, da vsaj načeloma omogoča uporabo v domenah učenja, kjer so drugi pristopi nezadostni. Take naloge učenja so posebej odkrivanje agregacijskih in funkcionalnih pojmov. Npr. za odkrivanje agregacijskih pojmov je ključnega pomena odkrivanje novih predikatov ali novih funkcij. Na ta način je potem možna rekurzivna formulacija, ki je tu bistvena. Uporaba teorij v logiki tudi omogoča zelo naravne prehode med domenami naraščajoče kompleksnosti. Splošen problem z ILP je njegova velika računska zahtevnost. Odkrivanje novih predikatov v ILP to zahtevnost še nada-

lje močno poveča [18], kot ugotavlja tudi Domingos v[19]. Nadaljnji napredek robotskega učenja na način, obravnavan v tem poglavju, bo zato kritično odvisen od izboljšav v učinkovitosti sistemov ILP, še posebej v odkrivanju novih predikatov. To bo potrebno tudi za razširitev uporabe tega pristopa na bolj zahtevne robotske domene.

Zahvala

Raziskave, predstavljene v tem poglavju, je finančno omogočila Agencija za raziskave Republike Slovenije (ARRS, raziskovalni program Umetna inteligenca in inteligentni sistemi) in Evropska komisija (projekt XPERO 6. okvirnega programa). K tem raziskavam so med drugimi pomembno prispevali Aljaž Košmerlj, Gregor Leban in Jure Žabkar.

6.6 Literatura

- [1] Ivan Bratko, Dorijan Šuc, Iman Awaad, Janez Demšar, Peter Gemeiner, Matej Guid, Beatriz Leon, Matija Mestnik, Johann Prankl, Erwin Prassler, Marcus Vincze, Jure Žabkar. Initial experiments in robot discovery in XPERO. V *Proceedings IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA'07, Workshop Concept Learning for Embodied Agents*, 2007.
- [2] Richard S Sutton, Andrew G Barto. *Introduction to reinforcement learning*. MIT Press, Cambridge, MA, 1998.
- [3] Stuart Russel, Peter Norvig. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Pearson Education/Prentice-Hall, 2010.
- [4] Ian H Witten, Eibe Frank. *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*. Elsevier, 2005.
- [5] Malik Ghallab, Dana Nau, Paolo Traverso. *Automated planning: theory & practice*. Elsevier, 2004.

- [6] Ivan Bratko. *Prolog programming for artificial intelligence*. Pearson Education/Addison–Wesley, 2011.
- [7] Terry Zimmerman, Subbarao Kambhampati. Learning-assisted automated planning: Looking back, taking stock, going forward. *AI Magazine*, 24(2):73, 2003.
- [8] Ramón García-Martínez, Daniel Borrajo. An integrated approach of learning, planning, and execution. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 29(1):47–78, 2000.
- [9] Manuela Veloso, Jaime Carbonell, Alicia Perez, Daniel Borrajo, Eugene Fink, Jim Blythe. Integrating planning and learning: The prodigy architecture. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 7(1):81–120, 1995.
- [10] Wei-Min Shen. Discovery as autonomous learning from the environment. *Machine Learning*, 12(1-3):143–165, 1993.
- [11] Ivan Bratko. Autonomous discovery of abstract concepts by a robot. V Andrej Dobnikar, Uroš Lotrič, and Branko Šter, editors, *Adaptive and Natural Computing Algorithms*, str. 1–11. Springer, 2011.
- [12] Luc De Raedt. *Logical and relational learning*. Springer, 2008.
- [13] Aljaž Košmerlj. *Avtonomno modeliranje robotskih akcij z odkrivanjem abstraktnih konceptov*. Doktorska disertacija, Univerza v Ljubljani, Fakulteta za računalništvo in informatiko, 2013.
- [14] Aljaž Košmerlj, Ivan Bratko, Jure Žabkar. Embodied concept discovery through qualitative action models. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, 19(03):453–475, 2011.
- [15] Gregor Leban, Jure Žabkar, Ivan Bratko. An experiment in robot discovery with ILP. V *Proceedings 18th International Conference on Inductive Logic Programming, ILP'08*, str. 77–90, 2008.
- [16] Aljaž Košmerlj, Gregor Leban, Jure Žabkar, Ivan Bratko. Gaining insights about objects functions properties and interactions.

Technical report, European project XPERO: Learning by Experimentation (FP6-IST-29427), 2009.

- [17] Ivan Bratko. An assessment of machine learning methods for robotic discovery. *CIT. Journal of Computing and Information Technology*, 16(4):247–254, 2008.
- [18] Irene Stahl. Predicate invention in inductive logic programming. V *Advances in Inductive Logic Programming*, str. 34–47. IOS Press, Amsterdam, 1996.
- [19] Thomas G Dietterich, Pedro Domingos, Lise Getoor, Stephen Muggleton, Prasad Tadepalli. Structured machine learning: the next ten years. *Machine Learning*, 73(1):3–23, 2008.

Poglavje 7

Novomedijski umetniški projekti kot most med realnim in virtualnim svetom

Franc Solina in Srečo Dragan

Kot vsako porajajočo tehnologijo so tudi računalnike umetniki hitro sprejeli kot novo orodje za umetniško izražanje. Ker je računalniška tehnologija v pionirskih časih kot izhodne naprave poznala predvsem tiskalnike in risalnike, so se računalniki v likovni umetnosti uveljavili najprej na področju grafike. Prve umetniške upodobitve narejene s pomočjo računalnika se začnejo pojavljati v 60-tih letih 20. stoletja [1]. Med Slovenci je pionirsko vlogo pri uporabi računalnikov v likovni umetnosti odigral Edvard Zajec, tržaški Slovenec in diplomant Akademije za likovno umetnost v Ljubljani, ki je leta 1968 med svojim podiplomskim študiju na Ohio University v ZDA začel pri svojem grafičnem ustvarjanju uporabljati računalnik [2]. Ko se je Zajec v 70-tih letih vrnil za deset let domov, je na Tržaški univerzi sodeloval z dr. Matjažem Hmeljakom, računalničarjem, ki je

Franc Solina

Univerza v Ljubljani, Fakulteta za računalništvo in informatiko,
Laboratorij za računalniški vid
email: franc.solina@fri.uni-lj.si

Srečo Dragan

Univerza v Ljubljani, Akademija za likovno umetnost in oblikovanje,
Katedra za nove medije
email: sreco.dragan@aluo.uni-lj.si

najprej le programiral za Zajca, postopoma pa se je tudi sam razvil v likovnega umetnika, ki svoje slike ustvarja – programira na računalniku [3]. Slika, ki jo je ustvaril dvojec Zajec–Hmeljak, krasi tudi naslovnico druge izdaje prvega slovenskega srednješolskega učbenika za računalništvo [4] (slika 7.1).



Slika 7.1: Na naslovnici druge izdaje prvega slovenskega srednješolskega učbenika za računalništvo je računalniška grafika dvojca Zajec–Hmeljak.

Leta 1968 so v Zagrebu v okviru umetniškega gibanja *Nove tendence* organizirali mednarodni simpozij, z naslovom *Computers and visual research*. Gibanje *Nove tendence* je zbralo umetnike nove generacije, ki jih je med drugim zanimala tudi nova medijska umetnost. Bionalne razstave konkretne, kinetične, konstruktivistične, konceptualne in računalniške umetnosti so bile v Zagrebu v letih 1961, 1963, 1965 in 1968/69. Kasneje so tam sledili še drugi simpoziji in razstave, izhajati pa je začela večjezična revija *Bit international* (1968-73, 9 števil), ki je Zagreb vzpostavila kot rojstno mesto teoretičnih estetskih medijskih raziskav.

Kot zanimivost naj omenimo še, da sta na mednarodnem kongresu združenja IFIP (International Federation for Information Processing) leta 1971 v Ljubljani George Stiny in James Gips v članku *Shape Grammars and the Generative Specification of Painting and Sculpture* [5] prvič predstavila povsem nov koncept generiranja oblik s pomočjo oblikovnih slovnice, kar je imelo kasneje velik vpliv tako na analizo slik kot na generiranje slik z računalnikom [6]. Računalnike so v svojem grafičnem ustvarjanju kasneje uporabljali še drugi slovenski likovniki, omenimo naj le še Petra Ciuho, ki je računalnik uporabljal za kreiranje fraktalnih grafik [7].

Silovit razvoj računalniške tehnologije je sprožil digitalizacijo še drugih medijev, predvsem zvoka in videa, čemur je sledil pojav multimedijev. Razmah interneta in predvsem pojav svetovnega spleta leta 1993 pa je povzročilo, da so se vse te novosti začele postopoma toda vse hitreje razširjati po svetu. Preštevilni umetniki so se začeli spoprijemati z novimi tehničnimi možnostmi, ki jih je prinesel razvoj računalništva.

Obširen pregled mednarodne novomedijske umetniške scene, kjer se prepletata umetnost in znanost, je naredil Stephen Wilson [8, 9]. O sodobni medijski umetnosti s teoretskega vidika obširno piše tudi Janez Strehovec [10, 11, 12, 13, 14]. Najpomembnejši festival novomedijske umetnosti Prix Ars Electronica pa poteka vsako leto v avstrijskem Linzu.

V prvi polovici leta 1995, na začetku širitve svetovnega spleta smo v Laboratoriju za računalniški vid razvili *Slovensko virtualno galerijo* (SVG). To je bila tipična spletna multimedijska predstavitev prve generacije, ki je združila besedila, slike in video posnetke [15]. S SVG smo hotel pokazati, kako bi bilo možno predstaviti slovensko likovno umetnost na internetu. Ker takrat še niso obstajala orodja za kreiranje takih spletnih strani, smo morali vsa orodja narediti sami. Danes obstaja cela vrsta plačljivih in odprtokodnih orodij, ki omogočajo enostavno in hitro kreiranje takih spletnih predstavitev.

Avtorja tega poglavja, Franc Solina in Srečo Dragan sva se prvič srečala jeseni leta 1995 ob predstavitvi SVG na prireditvi INFOS, srečanju in sejmu namenjenemu informacijski tehnologiji, ki se je takrat odvijala v Cankarjevem domu v Ljubljani. Srečo Dragan je pionir umetniškega videa in konceptualne umetnosti v Sloveniji [11, 16, 17, 18, 19, 20] (slika 7.2). To je bil začetek najinega dolgega in plodovitega sodelovanja na področju uporabe računalnikov v novih medijih. S tem srečanjem se je težišče našega delovanja z golega predstavljanja umetniških del na svetovnem spletu premaknilo k ustvarjanju novih umetniških del na področju novih medijev in interaktivnih umetniških instalacij. Multimedijski pristop, ki smo ga razvili za SVG, pa smo uporabili pri številnih Draganovih projektih. Za njegove projekte smo morali razviti še druge, nove in izzivalne tehnične rešitve, kar nam je dalo zanimivo priložnost, da smo lahko preizkušali in eksperimentirali z novimi metodami v računalniškem vidu. Tako smo nekaj novih tehničnih rešitev na področju računalniškega vida in robotike prvič v praksi preizkusili prav na primeru interaktivnih umetniških instalacij [21].



Slika 7.2: Razstava Sreča Dragana (Galerija Eqrna, Ljubljana, 1997)

Zaradi tega sodelovanja se je tudi delovanje Laboratorija za računalniški vid na področju umetnosti usmerilo v nove medije, saj je bil Dragan voljan raziskati in uporabiti številne nove tehnološke zmožnosti pri realizaciji svojih umetniških ciljev. Raz-

vili smo lasten sistem IVS (Internet Video Server) za aktivno opazovanje preko svetovnega spleta, ki omogoča tako prenos video signala kot usmerjanje kamere preko svetovnega spleta s pomočjo robotskega manipulatorja [22, 23, 24]. Video slika prenaša veliko več informacij, kot je to možno le z zaporedjem statičnih slik in na ta način lahko prepričljivo povežemo dejanske in virtualne svetove. Vodenje oziroma usmerjanje video kamere pa omogoča uporabniku, da lažje prostorsko strukturira vizualne informacije. Robotski manipulator je omogočil tudi sestavljanje panoramskih slik, kar je bila podlaga za povsem nov uporabniški vmesnik za video opazovanje [22].

Medtem ko naši pionirski poskusi promocije slovenske likovne umetnosti na internetu niso dobili institucionalne podpore, pa je sodelovanje Laboratorija za računalniški vid na Fakulteti za računalništvo in informatiko in Katedre za nove medije na Akademiji za likovno umetnost in oblikovanje obrodilo bogate sadove [21, 25, 26]. Multimedijske rešitve razvite za SVG in sistem IVS za aktivno opazovanje preko interneta smo uporabili v številnih Draganovih instalacijah. ROTAS-TENET (maj 1996) je bil posvečen arhitektu Jožetu Plečniku. Takrat smo med odpiranjem Plečnikove razstave na Hradčanih v Pragi s sistemom IVS vzpostavili zvezo med Prešernovim trgom v Ljubljani in Hradčani. Na ta način smo simbolno povezali Tromostovje in Hradčane, dve točki Plečnikove genialne arhitekturne intervencije [23].

Projekt *Netropolis-Kiborgovo oko* (1997) smo pripravili za Evropski mesec kulture v Ljubljani [27, 28]. Instalacija je omogočala izkušnjo teleprisotnosti preko interneta na različnih točkah Ljubljane s kombiniranjem žive video slike in virtualnega arhitekturnega prostora, po katerem se je bilo možno premikati. Projekt *Netropolis-Clavis urbis* (1998) pa je kurator Peter Weibel izbral za U3, drugi triennale Slovenske sodobne umetnosti, ki je bil v Moderni galeriji v Ljubljani. Poleg že naštetih tehničnih rešitev je ta projekt uporabil tudi mobilniga

robotu, ki je nosil kamero in se ga je dalo upravljati preko svetovnega spleta [25, 29].

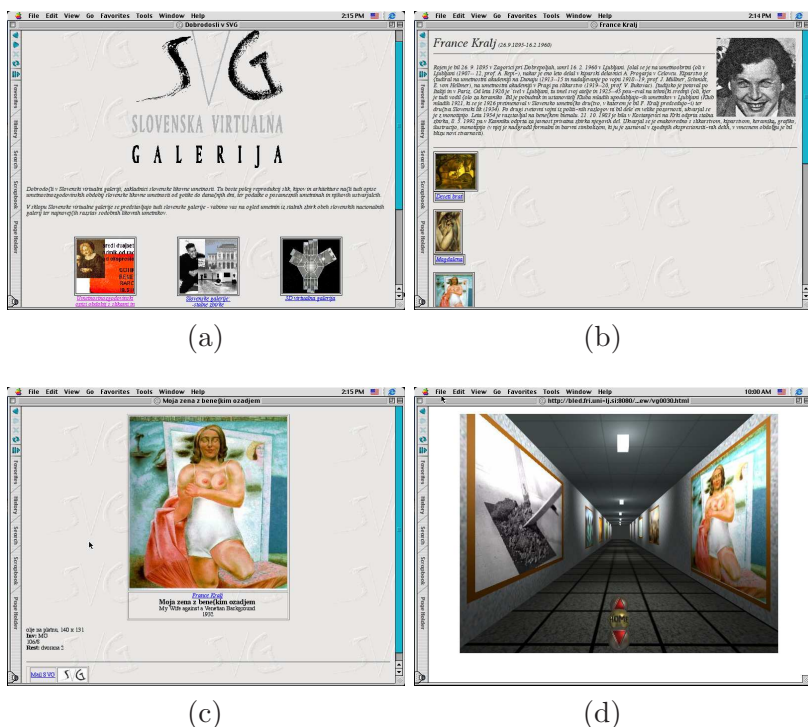
Ker je naš osrednji raziskovalni interes vezan na računalniški vid, to je interpretacijo slik z računalnikom, smo v številnih instalacijah uporabili računalniški vid kot osrednji način za vzpostavitev interakcije z uporabnikom. Ljudje so vedno bolj tisti osrednji objekt na slikah, ki jih želimo interpretirati z računalniškim vidom [30]. Osrednja naloga je v tem primeru detekcija človeških obrazov in nato njihova razpoznavna, ki je zanimiva tako za razne video nadzorne sisteme kot tudi vedno bolj za kulturno produkcijo [31]. Video kamere v kombinaciji z raznimi prikazovalniki so bile uporabljene v številnih umetniških instalacijah. Tudi mi smo uporabili kamere v številnih instalacijah zato, da bi detektirali obraze ljudi, njihove kretnje ali pa določili njihov položaj v prostoru. Računalniški vid smo uporabili v instalacijah *15 sekund slave* [32], *Virtualno smučanje* [33] in *Veliki brat te gleda!* [34].

Najino sodelovanje sva razširila tudi na najine sodelavce, predvsem pa na najine študente. Študenti Akademije za likovno umetnost in oblikovanje (ALUO) in Fakultete za računalništvo in informatiko (FRI) Univerze v Ljubljani v okviru izbranih predmetov sodelujejo pri produkciji novomedijskih umetniških del že od leta 1996 [21, 26, 35]. Da bi temu interdisciplinarnemu sodelovanju dali nek bolj jasen okvir, smo ustanovili ArtNetLab, društvo za povezovanje umetnosti in znanosti [35]. V okviru društva ArtNetLab smo realizirali več kot sto intermedijskih projektov.

Leta 2001 sva Solina in Dragan v okviru 4. mednarodne multikonference *Informacijska družba IS'2001* v Ljubljani organizirala konferenco *Nove informacijske tehnologije v likovni umetnosti* [20]. Na tej konferenci so na najino povabilo sodelovali skoraj vsi pomembnejši umetniki in teoretiki novih medijev v Sloveniji: Marina Gržinič, Igor Štromajer, Janez Strehovec, Dragan Živadinov, Dušan Bučar in Marko Peljhan. V nada-

ljevanju tega poglavja bomo najprej bolj podrobno pregledali tehnološke rešitve, ki smo jih uporabljali pri našem delu na intermedijskem področju, nato pa najine posamezne projekte. Na koncu je še kratek pregled delovanje društva ArtNetLab in zaključek.

7.1 Slovenska virtualna galerija



Slika 7.3: (a) Domača stran *Slovenske virtualne galerije* razvite leta 1995, (b) biografija slikarja Franceta Kralja, (c) slika “Moja žena z beneškim ozadjem” Franceta Kralja (olje na platnu, 140 cm × 131 cm, 1932), (d) ista slika v notranjosti virtualne galerije

Slovensko virtualno galerijo (SVG) smo razvili v prvi polovici leta 1995 s ciljem, da bi predstavili slovensko likovno umetnost na internetu [15]. Pri pregledu slovenske umetnosti od gotike do današnjih dni so z izborom del in besedili sodelovali priznani slovenski umetnostni zgodovinarji, dr. Samo Štefanec, dr. Tomislav Vignjevič, Matej Klemenčič, dr. Barbara Jaki in dr. Igor Zabel. SVG je sestavljena iz treh delov (slika 7.3(a)):

1. pregled najpomembnejših umetnostno-zgodovinskih obdobj, ki vključujejo življenjepise umetnikov in seznam njihovih del v obliki ikon, ki se ob kliku povečajo na velikost ekrana (slika 7.3(b)),
2. stalne zbirke in razstave v izbranih slovenskih galerijah,
3. virtualna 3D galerija, po kateri se obiskovalec lahko premika in opazuje slike, ki so obešene na stene virtualne 3D arhitekture (slika 7.3(d)). S klikom na slike preskočimo na izbrana dela in njihove avtorje, ki so zbrani v prvem delu SVG.

SVG omogoča iskanje po avtorjih ali njihovih delih s pomočjo različnih ključev (imena, letnice, likovna tehnika).

Virtualni razstavni prostor SVG smo implementirali kot med seboj povezano strukturo pogledov oziroma slik notranjosti, po kateri se lahko premikamo s klikanjem na slike [15]. Vsak pogled v 3D galerijskem prostoru, ki smo ga na začetku zgradili kot računalniški 3D model, smo ustvarili vnaprej in ga opremili s povezavami na druge sosednje lokacije oziroma poglede. S klikanjem na ustrezna področja teh slik se je obiskovalec premaknil na ustrezno pozicijo v virtualnem 3D prostoru, kjer se mu je odprl nov pogled. Z zaporedjem ustreznih klikov se tako lahko sprehajamo po virtualni galeriji. S klikom na sliko, obešeno na steno virtualnega prostora, spletna predstavitev preskoči v ustrezno predstavitev slike in njenega avtorja

v prvem delu SVG. Na ta način so vsi deli SVG-ja med seboj vsebinsko povezani.

Čeprav bi že takrat lahko uporabili 3D model prostora narejen z jezikom VRML (Virtual Reality Modeling Language), pa je naša rešitev na opisan način in ob takratni stopnji razvoja interneta lahko delovala precej hitreje, saj so celotno strukturo SVG sestavljali le med seboj povezani dokumenti HTML (HyperText Modeling Language). Premikanje po vnaprej izbranih poteh v virtualnem prostoru je za novinca tudi veliko lažje kot premikanje v poljubnih smereh, kar omogočajo virtualni prostori zgrajeni s pomočjo jezika VRML.

SVG je bila v Sloveniji toplo sprejeta [36, 37] in glede na veliko število obiskov tudi na internetu nasploh. Spletni uredniški odbor skupine McKinley je leta 1996 podelil SVG najvišjo oceno, to je štiri zvezdice, ker se je odlikovala po obsežnosti vsebine, enostavnosti preiskovanja in spletni privlačnosti. McKinley Group je bila ustanovljena leta 1993 kot skupina mednarodnih založnikov, tehnologov in informacijskih strokovnjakov, ki je ocenjevala spletne strani, da bi spodbujala kakovostne spletne predstavitve. Žal, takrat niti ena slovenska ustanova ni bila pripravljena prevzeti skrb za vzdrževanje in nadaljnji razvoj SVG-ja, saj SVG kot študentski projekt ni mogel obstati na dolgi rok. Medtem ko je bila vsebina prvega dela SVG-ja razmeroma stabilna, pa bi morali informacije o razstavah po izbranih likovnih galerijah sproti osveževati.

Leta 1999 je Zveza društev slovenskih likovnih umetnikov po zgledu SVG podprla projekt virtualnega Jakopičevega paviljona. Rihard Jakopič je bil eden od najpomembnejših predstavnikov slovenskega impresionizma, ki je leta 1908 financiral izgradnjo tega paviljona. Z jezikom VRML smo zgradili model Jakopičevega paviljona, ki je bil zaradi gradnje železniške proge ob robu parka Tivoli leta 1962 porušen, da bi služil kot virtualno okolje za predstavitev slovenskih umetnikov na internetu in da bi počastili Jakopičevo 130-letnico rojstva. Virtualni

model paviljona, ki je zvesto sledil načrtom arhitekta Maksa Fabianija, vsebuje tudi 3D model Jakopičeve posmrtne maske, ki smo jo s pomočjo strukturirane svetlobe zajeli v Laboratoriju za računalniški vid (slika 7.4).



Slika 7.4: 3D model Jakopičeve posmrtne maske

Glede na način implementacije sodi SVG v prvo generacijo takih spletnih predstavitev. Ker takrat še niso obstajala ustrezna orodja, smo razvili lastne rešitve za upravljanje SVG in avtomatsko generiranje ustreznih dokumentov HTML s pomočjo programskega jezika PERL [15]. Slike in drugi podatki so bili shranjeni kar v datotekah, s katerimi smo neposredno manipulirali. Ker je obstajalo le nekaj vrst dokumentov v SVG, smo uporabili kar vzorce za generiranje teh dokumentov HTML. Administratorju sistema, ki je vnašal nove vsebine v SVG, zato ni bilo potrebno poznati sintakse jezika HTML. Sistem SVG je uporabljal distribuirano podatkovno bazo in ga je bilo mogoče upravljati na daljavo.

Spletna tehnologija se je močno razvila samo v nekaj letih. Čeprav mnogi muzeji in galerije še uporabljajo posebej za njih razvite spletne predstavitve, pa je razvoj takih rešitev drag in zamuden. Danes je na voljo kopica plačljivih in odprtokodnih orodij, ki omogočajo hitro in enostavno gradnjo ter vzdrževanje spletnih predstavitev za muzeje in galerije. Resolucija slik v takih predstavitvah neprenehoma narašča, danes so aktualni tudi 3D modeli umetnin, ki jih je prav tako možno

enostavno vključiti v spletne predstavitve [38]. Poleg predstavitve namenjene občinstvu na spletu, take predstavitve danes v kombinaciji z mobilnimi napravami v veliki meri podpirajo tudi obiskovalce galerij in muzejev med samim obhodom fizičnega prostora, saj lahko uspešno nadomestijo osebne vodnike, zvočne posnetke in vodnike na papirju.

7.2 Živa video slika preko interneta



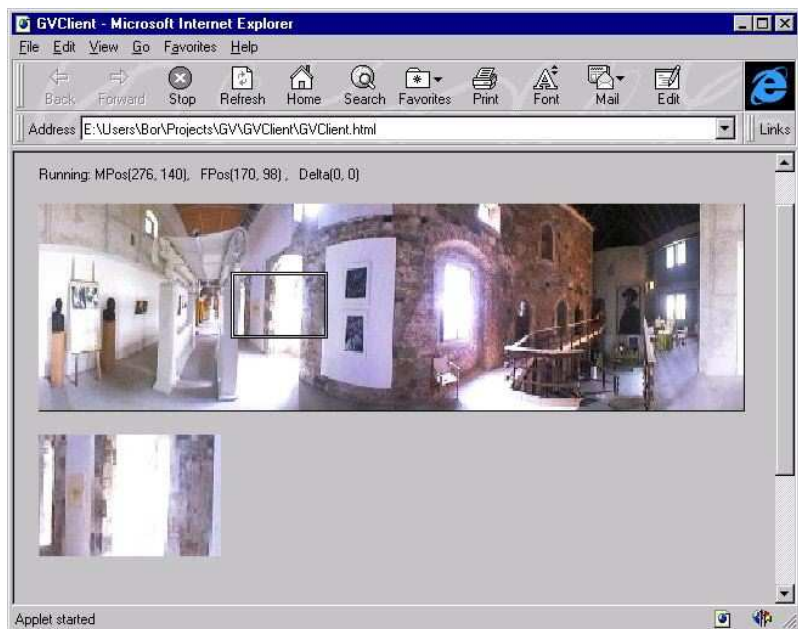
Slika 7.5: Prvi uporabniški vmesnik sistema IVS z gumbi za premikanje kamere levo, desno, gor, dol in domov.

Leta 1996 smo v Laboratoriju za računalniški vid razvili lasten sistem za aktivno opazovanje na daljavo preko interneta, ki smo ga poimenovali Internetni video server (IVS) [22]. Sistem IVS sestavlja kamera nameščena na robotski roki, ki lahko

usmerja kamero levo in desno ter gor in dol. Uporabnik sistema IVS lahko opazuje živo video sliko in usmerja kamero preko spletnega brskalnika (slika 7.5). Med avgustom 1996 in majem 1998 so sistem IVS obiskali 40.000 krat z več kot 1.000 različnih računalnikov s celega sveta.

Prvotni uporabniški vmesnik IVS je omogočal usmerjanje kamere s pritiskanjem na gumb levo, desno, gor in dol. Zaradi vmesnega shranjevanja slike, ter počasnega in neenakomernega odzivanja takratnega interneta je bil tak način usmerjanja kamere z uporabnikovega vidika zelo nepredvidljiv. Ko je uporabnik, na primer, pritisnil tipko za premik kamere v levo, in se nekaj časa ni nič zgodilo, je gumb pritisnil še enkrat ali pa poskusil z drugim gumbom. Zaradi vmesnega shranjevanja in počasnosti interneta je uporabnik tako naenkrat zagledal sliko iz nove smeri kamere, ki pa ni bila le rezultat prvega ukaza, ampak kombinacije neznanega števila njegovih zaporednih ukazov. Odzivni čas sistema IVS je bil odvisen predvsem od tega, kako je bil priključen na internet. Uporabljali smo različne vrste priklopa, med drugim tudi s pomočjo mobilne telefonije. Za ta namen smo uporabljali prvo generacijo GSM telefona Nokia 9000 Communicator.

Drugi, še bolj izrazit problem prvotnega uporabniškega vmesnika IVS je zaznavne narave, saj posebej če je zorni kot kamere majhen, lahko hitro izgubimo občutek, kam na oddaljeni lokaciji je kamera usmerjena. Uporabnik se počuti podobno, kot če bi opazoval svojo okolico skozi dolg tulec. Ti problemi so narekovali oblikovanje boljšega uporabniškega vmesnika za oddaljeno opazovanje [22]. Ker je možno s pomočjo robotske roke natančno upravljati smer pogleda, lahko posamezne slike iz sistema IVS sestavimo v panoramsko sliko, ki obsega vseh 360 stopinj okoli opazovališča. To panoramsko sliko nato uporabimo kot ozadje za živo video sliko, ki jo umestimo na ustrezno mesto v panorami, da uporabniku lahko podamo referenčni okvir za njegovo opazovanje (slika 7.6).



Slika 7.6: Novi uporabniški vmesnik sistema IVS. Pravokotnik na statični panoramski sliki označuje okno, kjer je vidna živa video slika, in ki hkrati označuje tudi trenutno smer pogleda oddaljene kamere. Uporabnik s pomočjo miške premika okno po panoramski sliki in s tem upravlja z robotsko roko ter usmerja pogled kamere. Primer je z razstave o arhitektu Jožetu Plečniku, ki je bila na ljubljanskem gradu v času Evropskega meseca kulture leta 1997.

Prvotna ukaza „levo“ in „desno“ sta premaknila kamero za 15 stopinj v horizontalni smeri, ukaza „gor“ in „dol“ pa za 5 stopinj v vertikalni smeri (slika 7.5). Da bi premaknili kamero za 180 stopinj v levo bi morali pritisniti na ustrezno tipko kar 12 krat! V novem uporabniškem vmesniku, ki živo video sliko pokaže v kontekstu celotne panorame, pa za vsak poljuben premik kamere zadošča že en sam premik z miško. Po vključitvi sistema IVS, ta najprej zgradi panoramsko sliko s sistematičnim

premikanjem kamere. Živa video slika pa je nato umeščena na ustrezno mesto tako sestavljene statične panoramske slike. S premikanjem okna žive video slike pa se hkrati osvežuje tudi ustrezen del statične panoramske slike. Občasno, kadar sistema nihče ne uporablja, lahko ta sam osveži celotno panoramsko sliko.

Gradnja panoramske slike

Panoramske slike je možno narediti bodisi tako, da jih sestavimo iz več slik ali pa da celotno panoramsko sliko zajamemo naenkrat s pomočjo posebnih leč ali zrcal. Uporaba ekstremno širokokotnih objektivov ali paraboloidnih in drugih podobnih zrcal ustvari popačene slike, ki jih je pred uporabo potrebno ustrezno geometrijsko popraviti, kar pa spet povzroči, da imajo posamezni deli takih slik zelo različno resolucijo. Tako je najbolj izrazita prednost opisanega načina, da je celotna panorama zajeta naenkrat.

Sestavljanje panoramske slike iz več slik, tako da med posameznimi slikami kamero premikamo, pa pomeni, da celotna panorama ni zajeta v enem trenutku, sestavimo pa lahko zato panoramske slike pobjubnega obsega in resolucije. Če za premikanje kamere uporabimo robotski mehanizem, lahko slike poravnavamo kar na osnovi informacije o horizontalnih in vertikalnih zasukih mehanizma ter horizontalnem in vertikalnem zornem kotu kamere [22]. Pred sestavljanjem panoramske slike je potrebno posamezne slike transformirati iz sferičnega v cilindrični koordinatni sistem. Če pri premikanju kamere delamo majhne premike in iz vsake slike, iz katerih sestavljamo panoramo, vzamemo le zelo ozek navpičen sredinski pas slike, se tej transformaciji lahko izognemo, saj je v tem ozkem navpičnem pasu slike popačenje oziroma razlika med obema koordinatnima sistemoma zelo majhna. To po drugi strani zahteva daljši čas za gradnjo panorame, saj je potrebno zajeti veliko število posameznih slik (slika 7.6). Če zlepimo kar netransformirane slike,

se na stikih med posameznimi slikami ravne črte lomijo (npr. slika 7.14), gradnja panorame pa je zato hitrejša. Zaradi hitrejšega procesiranja pa tudi zaradi vizualnega učinka smo v umetniških instalacijah običajno uporabljali kar najmanjše potrebno število netransformiranih slik. Ker na stikih posameznih slik nismo uravnavali niti osvetlitve, je bilo zato možno že iz samega slikovnega rastra take panoramske slike sklepati o načinu njenega zajema (npr. slika 7.10).



Slika 7.7: Srečo Dragan in Bor Prihavec pripravljata opremo za zajem panoramske slike s sistemom IVS na vrhu stolpa Ljubljanskega gradu leta 1997.

Panoramske slike smo zajeli na številnih točkah po Ljubljani, tudi na vrhu Ljubljanskega gradu (slika 7.7). To je takrat pomenilo prenašanje osebnega računalnika in sistema IVS na ustrezne točke v mestu ter si zagotoviti priklop na električno napajanje.



Slika 7.8: 360-stopinjska panoramska slika posneta v Galeriji ZDSLU na Komenskega ulici 8 v Ljubljani med razstavo Silvestra Plotajsa Sicoea leta 1997.



Slika 7.9: Slika *Stol za van Gogha* (olje na juti, 100 cm × 180 cm) Silvestra Plotajsa Sicoea, ki je bila leta 1997 razstavljena v Galeriji ZDSLU in se jo vidi na panorami na sliki 7.8.

Uporaba sistema IVS

Novi, bolj intuitivni uporabniški vmesnik sistema IVS je bil prvič uporabljen junija 1997 med razstavo slikarja Silvestra Plo-tajsa Sicoea v Galeriji Zveze društev likovnih umetnikov Slo-venije (ZDSLU) v Ljubljani. Na statičnih panoramskih slikah, ki so bile posnete v vseh galerijskih prostorih (slika 7.8), je bilo možno s klikom na razstavljeno sliko priklicati njeno digitalno kopijo ter druge informacije o tej sliki, kot na primer *Stol za van Gogha* na sliki 7.9.

S trenutne pozicije platforme IVS, pa je lahko spletni obi-skovalec opazoval poleg statične panorame tudi živo video sliko. Z večimi takimi platformami bi lahko v živo prenašali sliko iz vseh galerijskih prostorov. V primeru SVG smo ustvarili virtu-alni galerijski prostor s pomočjo računalniške grafike, tukaj pa smo uporabili panoramske slike realnega prostora kot ozadje za ogledovanje posameznih slik. Sistem IVS smo uporabili v številnih interaktivnih instalacijah Sreča Dragana. Na osnovi panoramskih slik posnetih v Ljubljani je Srečo Dragan ustvaril tudi serijo umetniških grafik (slika 7.10).



Slika 7.10: Grafika Sreča Dragana, narejena na osnovi panorame za-jete s sistemom IVS na Ljubljanskem gradu.

Kasneje smo sistem IVS nadgradili z mrežno kamero in ga uporabili kot intuitiven uporabniški vmesnik v kombinaciji s sistemom za iskanje shranjenih posnetkov [24].

Opazovalec v prostoru

Zaradi narave raziskovalnega dela v Laboratoriju za računalniški vid so nas še posebej zanimale take umetniške instalacije, kjer slike zajete s kamero igrajo osrednjo likovno vlogo ali pa informacije, ki se dajo izluščiti iz slik, služijo kot povratna zanka za interakcijo med instalacijo in gledalcem.

Računalniški vid, ki je prvotno igral večjo vlogo pri nadzoru industrijskih procesov in v robotiki, se vedno bolj posveča tudi človeku, njegovi pojavnosti, predvsem obrazu, njegovemu gibanju in obnašanju [30]. Novi video nadzorni sistemi lahko zanesljivo sledijo in klasificirajo človeško aktivnost, prepoznavanje nenavadne dogodke in se naučijo razpoznavati njihove lastnosti, kot je, na primer, spol in starost ljudi iz slike njihovega obraza [39]. Zaradi nizke cene in dostopnosti sodobne video tehnologije danes številni sodobni uporabniški vmesniki uporabljajo video slike in kretnje kot glavni vir informacij [40]. Premikanje človeka se zato lahko uporabi kot način interakcije s pametnim oziroma virtualnim okoljem [41]. Položaj človeka v prostoru smo tako med drugim uporabili za določanje parametrov dinamične anamorfčne deformacije, kar smo uporabili tudi v eni od naših interaktivnih umetniških instalacijah, ki jo opisujemo kasneje [34].

Položaj človeka oziroma opazovalca v prostoru določimo najprej tako, da poiščemo obraze na sliki. Za iskanje obrazov smo prvotno uporabljali barvo kože in proporce obraza [32, 42]. Ker pa je uporaba barv v računalniškem vidu zelo občutljiva na vrsto osvetlitve uporabljamo sedaj pri našem delu eno od standardnih metod detekcije obrazov, ki temelji na vzorcu in modelu obraza [34, 43]. Oddaljenost od kamere oziroma položaj opazovalca v prostoru pa lahko iz ene same slike zelo zanesljivo ocenimo na osnovi medočesne razdalje opazovalca. Rezultati takega določanja oddaljenosti so povsem primerljivi z rezultati, ki jih dobimo s pomočjo naprave Microsoft Kinect, ki temelji na triangulaciji [34].

Kot plod sodelovanja z Akademijo za likovno umetnost in oblikovanje v Laboratoriju za računalniški vid potekajo tudi raziskave vizualizacije glasbe na osnovi barv [44], kar lahko vpliva tudi na bolj intuitiven način učenja igranja na glasbene instrumente [45]. Razvili smo tudi interaktivno instalacijo v obliki posebej oblikovane mize z vgrajenim zaslonom na dotik, na katerem uporabnik rešuje sestavljanke narejene na osnovi slik [46].

7.3 Novomedijske instalacije Sreča Dragana

Najprej opišimo nekaj Draganovih novomedijskih instalacij nastalih s tehnično podporo Laboratorija za računalniški vid. Draganovi projekti omogočajo obiskovalcu prehajanje med dejanskimi in virtualnimi svetovi, ki jih je možno obiskati oziroma opazovati tudi preko interneta. Preko spleta je možno usmerjati pogled na realno okolje, ki je po drugi strani zopet domiselno povezano na hipertekstovni način z drugimi virtualnimi svetovi ali drugimi vizualnimi in tekstovnimi informacijami.

ROTAS–TENET

Prva interaktivna spletna instalacija ROTAS–TENET, ki je nastala kot rezultat tega sodelovanja, je bila v celoti posvečena arhitektu Jožetu Plečniku (1872–1957) in njegovi razstavi *Arhitektura za novo demokracijo* na Hradčanih v Pragi (sliki 7.11 in 7.12). Plečnik, ki je bil profesor arhitekture na Univerzi v Ljubljani, je renoviral Hradčane v dvajsetih letih 20. stoletja. Med slovesno otvoritvijo razstave 23. maja 1996 na Hradčanih v Pragi smo s sistemom IVS, ki smo ga postavili na Prešernov trg poleg Tromostovja v živo prikazali Plečnikovo mojstrstvo v urejanju urbanih prostorov in tako duhovno povezali Ljubljano in Prago z novimi tehnološkimi zmožnostmi. Na spletni strani

je bil vključen tudi računalniški model Plečnikovega načrta za Slovenski parlament. Ta dogodek v maju 1996 je bil tudi prvi dokumentiran prenos žive video slike preko interneta z javnega prostora v Sloveniji [23].



Slika 7.11: Vstopna stran spletnega projekta ROTAS–TENET, 1996

Netropolis–Kiborgovo oko

Projekt *Netropolis–Kiborgovo oko* je bil pripravljen za Evropski mesec kulture v Ljubljani (ECML), ki je potekal od 15. maja do 5. julija 1997 [28, 47]. Projekt je demonstriral umetniško raziskovanje in eksperimentiranje z novimi tehnologijami, da bi nakazal možno smer umetniškega razvoja v tretjem tisočletju. Projekt je obsegal interaktivno instalacijo na internetu, ki je omogočala z različnih lokacij in ob različnih trenutkih povezovanje Ljubljane in sveta.

Projekt je bil kombinacija virtualnega arhitekturnega prostora, ki je predstavljal Ljubljano na spletu in ga je bilo možno raziskovati – *Netropolis* (slika 7.13 (a)) – in žive video slike, ki smo jo s pomočjo sistema IVS pošiljali z izbranih točk v Ljubljani – *Kiborgovo oko* (slika 7.13 (b)). Na teh točkah je lahko obiskovalec spletne strani prehajal iz živih ali posnetih video strani v digitalni model mesta in spet nazaj.



Slika 7.12: Prenos žive video slike preko interneta z našim sistemom IVS s Prešernovega trga v Ljubljani dne 23. maja 1996, med otvoritvijo Plečnikove razstave v Pragi. Kamera je bila nameščena na robotski roki, ki je kamero lahko obračala in nagibala gor-dol. Od leve proti desni: Jurij Krpan, Peter Peer, Srečo Dragan in Bojan Nemec. Sistem IVS – *Kiborgovo oko* smo uporabljali nato še v naših drugih umetniških projektih.

Med drugim smo z našim sistemom IVS prenašali v živo po internetu tudi slavnostno otvoritev Evropskega meseca kulture iz Cankarjevega doma. Sistem IVS je bil kot „umetniški objekt“ postavljen kar na odru Gallusove dvorane med simfoničnim or-

kestrom in drugimi nastopajočimi, oddaljeni uporabnik pa je lahko izkoristil privilegirano gledišče tako, da se je „oziral“ zdaj po nastopajočih, zdaj po gledalcih v dvorani (slika 7.13 (b)).



Slika 7.13: Projekt *Netropolis–Kiborgovo oko*, 1997: (a) 3D model središča Ljubljane z označenimi točkami, od koder je bilo možno interaktivno opazovati panoramske slike, (b) video prenos s pomočjo IVS med otvoritveno slovesnostjo Evropskega meseca kulture v Canarjevem domu.



Slika 7.14: 360-stopinjska panorama posneta na Prešernovem trgu v Ljubljani

Na izbranih mestih v Ljubljani smo posneli 360-stopinjske panoramske slike, ki jih je bilo možno interaktivno opazovati (slika 7.14). Konceptualni načrt interaktivnega prestopanja iz enega prostora v drugega je omogočil pogled z utopične, neob-

stoječe zorne točke, ki je središče vseh aktualnih in virtualnih prostorskih in časovnih načrtov.

Poleg tega smo digitalizirali posnetke z izbranih dogodkov meseca kulture, ki jih je posnela RTV Slovenija in jih vključili v spletno stran projekta. Tako je možnost interaktivnega dialoga ustvarila časovno sliko celotnega dogodka, ki je bil na voljo na internetu še dolgo po njegovem zaključku [35].

Netropolis–Clavis Urbis

Netropolis–Clavis Urbis je bil naslov Draganovega prispevka na 2. trienalu sodobne umetnosti U3, ki je potekal od 14. novembra 1997 do 11. januarja 1998 v Moderni galeriji v Ljubljani (slika 7.15). Kurator razstave je bil Peter Weibel.



Slika 7.15: Instalacija Sreča Dragana na 2. trienalu sodobne umetnosti U3, ki je bil v Moderni galeriji v Ljubljani leta 1998.

Netropolis–Clavis Urbis temelji na daljinsko vodenem robotu. Mobilni robot s kamero je krožil po zaključeni krivulji, ki

je bila definirana s kovinskim trakom. Robota [29] je bilo možno preko interneta navidezno usmeriti na več točk v Ljubljani, ki so bile v galeriji predstavljene z anamorfičnimi slikami. Hkrati je robot pošiljal s pomočjo kamere slike iz galerijske postavitve gledalcu oziroma upravljalcu robota. Ko se je kamera ustalila na izbrani sliki iz Ljubljane, se je ta na ekranu nato transformirala v ustrezno sliko iz virtualnega, računalniško generiranega 3D modela mesta. Projekt tako poveže dejanski galerijski prostor z realnim in hkrati virtualnim prostorom mesta Ljubljane ter z dislociranim svetom računalniških omrežij [48].

Metonimija zaznave

Metonimija zaznave je novomedijska interaktivna instalacija Sreča Dragana, ki je bila prvič predstavljena na *Genius loci* leta 2007 in nato po večletnem umetniškem raziskovanju in eksperimentiranju dokončno postavljena kot digitalna modularna-performativna-pametna-servirna miza v galeriji Spomeniško-varstvenega centra na Trgu francoske revolucije v Ljubljani (slika 7.16). Projekt je nastal v sodelovanju z Borutom Batageljem v Laboratoriju za računalniški vid in je bil razstavljen v čast Ljubljani, kot Svetovni prestolnici knjige leta 2010. Gre za tehno performans, kjer gledalec v dogajanju ne uporablja samo vida, ampak tudi čut okusa in čut vonja. Aktivni obiskovalec namreč v procesu okušanja hrane izbira eno izmed dvojic: sladko-slano, kislo-slano, pekoče-slano, in grenko-slano. Okus posamezne jedi nato poimenuje z dvema besedama. Udeležba v projektu obiskovalcu omogoča, da preko kognitivne obdelave okusov in osebne jezikovne interpretacije vstopi v polje večplastnega doživetja. Pri projektu so bili razviti najnovejši vmesniki računalniškega vida, kar je omogočalo interaktivno komunikacijo v realnem času. Sistem je s pomočjo kamere zaznal obraz obiskovalca in tako začel interakcijo s pomočjo podajanja navodil. Na podlagi barv, ker je vsak okus imel svojo barvo, je prepoznal obiskovalčevo izbiro in mu ponudil določen

video posnetek: modra: Metod Frlec, zelena: Jaka Jeraša ali Tone Lapajne, rdeča: Srečo Dragan ali Tone Pavček, rumena: Valentin Oman. Po končanem pokušanju je lahko obiskovalec podal svoje doživetje okusov. Izjava se je skupaj s sliko zabeležila, tako da je sistem med časom, ko ni nihče sodeloval, predvajal izjave prejšnjih obiskovalcev.



Slika 7.16: Instalacija Sreča Dragana *Metonimija zaznave* v Galeriji spomeniškovarstvenega centra v Ljubljani leta 2010

Obiskovalčevo zaznavo prisotnosti smo zabeležili s pomočjo zaznave obraza. Zaznanemu obrazu smo sledili in ga povabili k sodelovanju. S pomočjo druge kamere, ki je spremljala hrano, smo zaznavali barvne spremembe. Vsaka hrana je bila na lastnem barvnem podstavku. Za posamezno področje smo zaznavali prisotnost določene barve. Ko je obiskovalec izbral hrano in s tem zakril barvo smo zabeležili zmanjšanje deleža določene barve. Na podlagi barve in pozicije smo prepoznali, katero hrano je obiskovalec izbral. Ker je sistem deloval v realnem času, smo lahko dogajanje nenehno spremljali in tako vodili obiskovalca od preizkušanja okusov do, na koncu, podajanja izjave.

7.4 Novomedijske instalacije

Laboratorija za računalniški vid

Razvoj naših umetniških instalacij je sprva sledil prvenstveno le idejam Sreča Dragana. Vendar je to izkustvo opogumilo tudi računalničarje, da poskusijo svojo tehnično sposobnost izraziti s pomočjo interaktivne umetniške instalacije. Franca Solino je pri tej usmeritvi še posebej opogumil vzgled umetniškega delovanja njegovega sošolca z University of Pennsylvania Kena Goldberga, avtorja pionirske robotske umetniške instalacije *The Telegarden* [49]. V nadaljevanju so opisani trije projekti, ki so nastali v Laboratoriju za računalniški vid in kjer računalniški vid igra osrednjo vlogo.

15 sekund slave

Navdih za umetniško instalacijo *15 sekund slave* je dal Andy Warhol s svojo znamenito izjavo, da bo v prihodnosti vsakdo lahko slaven za 15 minut in s svojimi pop-art portreti znanih ljudi. Warhol je na osnovi vsakdanjih in banalnih fotografij znanih obrazov iz politike, umetnosti in javnega življenja objavljenih v javnih medijih izdelal njihove portrete. Instalacija *15 sekund slave* pa poskuša narediti povsem običajne ljudi slavne tako, da na nek način obrne Warholov pristop – najprej naredi pop-art portrete anonimnih ljudi in jih za 15 sekund prikaže v galeriji, kar naj bi implicitno pomenilo, da so ti ljudje tudi slavni [32, 50]. Obraze, ki jih instalacija predela v portrete v Warholovem stilu, se izbirajo povsem naključno med ljudmi, ki stojijo pred instalacijo, da bi ponazorili, da je tudi slava velikokrat naključna in kratkotrajna.

Vidni del instalacije *15 sekund slave* je računalniški monitor, ki je okvirjen kot umetniška slika (slika 7.17). Digitalni fotoaparati so vgrajeni v okvir nad sliko, tako da se vidi le okrogel izrez za objektiv. Kamera vsakih 15 sekund posname sliko

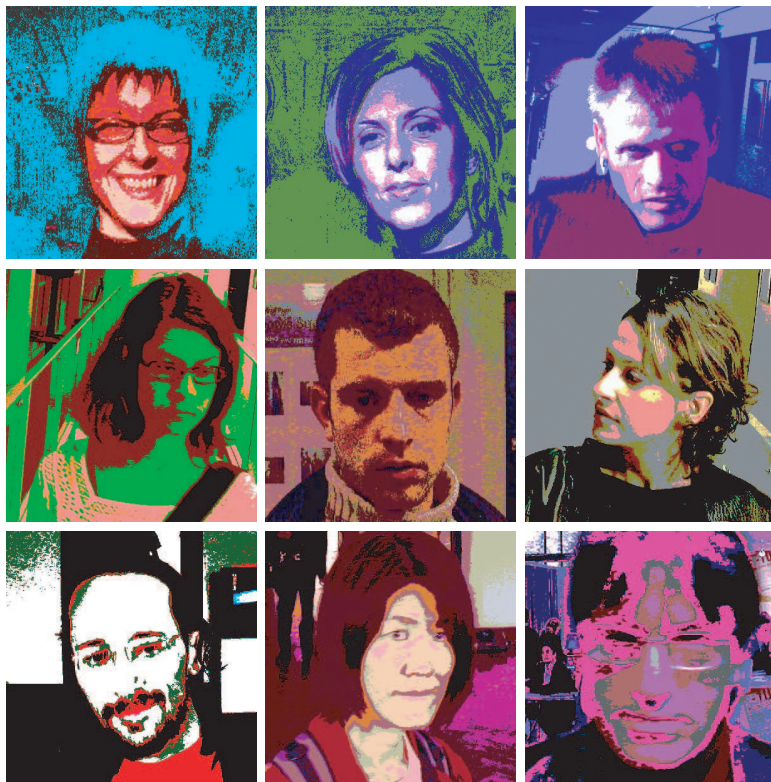
scene pred instalacijo. Sliko nato analizira računalnik, na katerega je priključen fotoaparati. Računalnik detektira vse obraze na sliki, med njimi naključno izbere enega in ga predela v pop-art maniri v portret v Warholovem stilu ter za 15 sekund prikaže na okvirjenem monitorju.



Slika 7.17: Avtorji pred svojo instalacijo "15 sekund slave" na njeni prvi javni predstavitvi leta 2002 v sklopu Mednarodnega festivala računalniških umetnosti v Mariboru.

Pop-art filter zmanjša število različnih barv na sliki, tako da podobne slikovne elemente združi v uniformne regije s pomočjo naključne kombinacije različnih grafičnih operacij, kar v praksi pomeni, da lahko dosežemo na milijone različnih barvnih kombinacij (slika 7.18).

Samostojna razstava instalacije *15 sekund slave* je bila v Galeriji spomeniškovarstvenega centra na Trgu francoske revolucije 3 v Ljubljani leta 2005 [50] (slika 7.19). Posebej za to razstavo smo naredili tudi dva velika fotomozaika (180 cm × 180 cm), na katerih smo iz naših petnajstsekundnih portretov sestavili Warholovo slavno upodobitev Marylin Monroe, da bi tako simbolično zaključili krog, ki smo ga začeli z njegovo slavno



Slika 7.18: Pop-art portreti v stilu Andya Warhola, ki jih je povsem samostojno naredila instalacija *15 sekund slave*.

izjavo. Naši petnajstsekundni portreti krasijo tudi naslovnico učbenika o tehnologiji znanja [51].

Virtualno smučanje

Interakcija ljudi z virtualnim okoljem je splošno sprejet koncept vendar je iskanje pravega vmesnika še vedno zahtevna naloga. Nošnja različnih senzorjev in naprav na telesu uporabnika je lahko nerodna. Računalniški vid pa omogoča interakcijo

brez takih senzorjev le s sledenjem gibanja telesa uporabnikov s pomočjo kamere. Ljudje in njihov izgled, predvsem njihovega obraza in emocij, ki jih obraz razkriva, ter telesna govorica postajajo vedno bolj zanimiv študijski predmet za računalniški vid [30].



Slika 7.19: Samostojna razstava instalacije *15 sekund slave*, za katero smo izdelali tudi dva velika fotomozaika na osnovi Warholove Marilyn Monroe, sestavljene iz portretov narejenih z našo instalacijo na vseh predhodnih razstavah (Galerija spomeniškovarstvenega centra, Trg francoske revolucije 3, Ljubljana, 2005).

Uporaba virtualnih okolij se širi, saj je vedno bolj enostavno izdelati razna virtualna okolja. Igre so trenutno najbolj popularni primeri uporabe virtualnega okolja, sledijo pa razni sistemi za učenje, trening ali rehabilitacijo. Naprave za urjenje kolesarjenja, tek, veslanje dopolnjujejo virtualni svetovi, da bi trening naredili bolj zanimiv. Namesto da nas obdaja podoba centra za treniranje, lahko dobimo občutek, da se gibamo po lepi pokrajini ali da celo tekmujeemo z virtualnimi tekmeci. Najbolj kompleksne naprave, kot so na primer simulatorji letenja, na katerih se šolajo piloti, ne oponašajo le dejanskega delovnega okolja, ampak tudi zahteve, napore in občutke, ki jih uporabnik občuti v realnem okolju.

Umetniki po drugi strani lahko bolj neobremenjeno eksperimentirajo z novimi tehnologijami, da bi iznašli boljši in lažji način interakcije z virtualnimi svetovi [31]. Naš projekt *Virtualno smučanje* (slika 7.20) nam je kot interaktivna umetniška instalacija dala svobodo, da lahko eksperimentiramo in rezultate prikažemo širšemu občinstvu v galerijskem prostoru [33, 50].



Slika 7.20: Projekt *Virtualno smučanje* na razstavi v Galeriji spomeniškovarstvenega centra, Trg francoske revolucije 3, Ljubljana, 2005.

Instalacija *Virtualno smučanje* je postavljena v prostor z belimi stenami, na tleh pa je posut umeten снег. Smučarka

stoji na smučeh, ki so pritrjene na tla. Virtualno smučišče je projicirano na celotno steno, ki stoji pred smučarko. Kamera, ki spremlja njeno gibanje, je nameščena pred njo pod projekcijo. S podobnim gibanjem kot na snegu se smučarka lahko premika po tem virtualnem smučiču, saj njenemu gibanju sledi kamera, tako da lahko smučarka le z gibanjem svojega telesa kontrolira svoje gibanje skozi to virtualno pokrajino. S podobnimi gibanjem kot na pravih smučeh zato lahko vijuga po bregu navzdol. Z nagibanjem telesa, kar sistem interpretira kot prenašanje teže na levo ali desno smučko, lahko vodi zavoje, njihovo dolžino pa uravnava le z večjim ali manjšim nagibanjem v notranjost zavoja. S premikanjem svojega težišča gor in dol pa uravnava hitrost smučanja. Med smučanjem po virtualnem smučišču se mora tudi izogibati redko posejanim drevesom [33].

Uporabniški vmesnik je zelo intuitiven, saj smučar le ponavlja gibanje, ki je značilno za pravo smučanje po snegu. Prilagajanje na novo okolje je zelo hitro, saj za vsak svoj gib takoj dobi vizualno povratno informacijo. Sistem ne potrebuje nobene druge mehanske ali robotske naprave. Procesiranje slik tudi ni zahtevno, saj ne gre za popolno biomehansko analizo gibanja, ampak nas zanima le premikanje težišča smučarjeve silhuete levo-desno in gor-dol.

Veliki brat te gleda!

Anamorfično deformirana podoba običajno zahteva, da pogledamo na sliko s točno določene smeri, da bi se nam razkrila oziroma, da bi pravilno videli anamorfično deformirano podobo. Ena od najbolj znanih umetniških upodobitev, ki vsebuje anamorfično deformirano sliko človeške lobanje, je olje Hansa Holbeina *Ambasadorja* iz leta 1533. Princip te klasične statične anamorfoze smo razširili tako, da se slika, projicirana z računalnika stalno prilagaja položaju gledalca, tako da z njegovega zornega kota kljub njegovemu premikanju po prostoru ni opaziti nobene perspektivične deformacije. Torej, kamorkoli

se gledalec premakne, vidi pred seboj enako projicirano podobo. To smo poimenovali dinamična anamorfoza [34]. Sistem mora le slediti položaju opazovalca v prostoru, tako da lahko temu položaju ustrezno hkrati anamorfično deformira projicirano sliko. Položaju opazovalca sledimo tako, da prostor snemamo z video kamero in na tej sliki detektiramo opazovalčev obraz. Dinamično anamorfozo lahko uporabimo za boljši pogled na velike računalniške zaslone, pomaga pa lahko tudi izboljšati kontakt z očmi pri videokonferenčnih sistemih [34].



Slika 7.21: Anamorfična deformacija podobe Velikega brata iz filma *1984* posnetega leta 1956 po istoimenskem romanu Georga Orwella. Podobo vidimo nedeformirano, če jo pogledamo pod kotom 30 stopinj z desne strani zgoraj.

Dinamično anamorfozo smo uporabili tudi za interaktivno instalacijo *Veliki brat te gleda!* [52]. Instalacija je umeščena v temno sobo, kjer edina svetloba prihaja le iz projicirane slike. Ko vstopiš v sobo, se soočiš z Velikim bratom iz filma *1984* posnetega leta 1956 po istoimenskem romanu Georga Orwella (slika 7.21). Oči Velikega brata ti sledijo kamorkoli se premakneš v sobi, saj Veliki brat točno ve, kje v sobi se nahajaš.

Njegova podoba se prilagaja tvojemu premikanju tako, da se nikakor ne moreš izogniti njegovemu pogledu. To nas zmede, saj se naš občutek za gibanje v prostoru loči od naših vidnih zaznav – ne glede na to, kje v prostoru se bomo nahajali, bomo videli enako sliko. Na simbolni ravni instalacija *Veliki brat te gleda!* uteleša vseprisotne video nadzorne sisteme in nadzorne sisteme nasploh, saj nam ti sledijo, kamor koli gremo in kar koli počnemo [31]. Instalacijo smo prvič javno predstavili na festivalu *Speculum Artium: 2013 Apologeti nove civilizacije* v Trbovljah oktobra 2013.

7.5 ArtNetLab, novomedijska produkcijska skupina

V jeseni 1999 sva avtorja tega besedila želela načrtovati bolj formalno obliko najinega sodelovanja, v katero sva vključila tudi najine študente. Zato smo ustanovili ArtNetLab, društvo za povezovanje umetnosti in znanosti, kot okvir za našo produkcijo novomedijske umetnosti. V okviru predmetov, ki sva jih imela v študijskih programih na ALUO in FRI, sva združila študente računalništva in študente umetnosti, da so lahko skupaj realizirali umetniške projekte s pomočjo novih medijev, interakcije, nove informacijske tehnologije in interneta [21, 26]. V okviru bolonjske prenove smo pripravili celo predlog novega interdisciplinarnega študijskega programa *Računalništvo in novi mediji*, ki bi ga skupaj izvajala ALUO in FRI.

Za študente umetnosti je glavna korist tega sodelovanja nabiranje neposrednih izkušenj pri uporabi najnovejše informacijske tehnologije in tehnična pomoč študentov računalništva pri realizaciji tehnološko bolj zahtevnih spletišč in interaktivnih instalacij, ki jih sami sicer ne bi mogli realizirati. Na drugi strani pa je za študente računalništva to sodelovanje dobra izkušnja pri realizaciji projektov za „naročnike“, ki niso tako računalniško izobraženi, kot so sami. To pomeni, da se morajo

poglobiti v nek problem, predlagati ustrezno tehnologijo, ter se pogajati in dogovoriti o dokončnem izgledu in funkcionalnosti končne rešitve. Izkušnje z delom v skupini pa so koristne za vse študente, saj je tak način dela običajen v vsakdanjem delovnem okolju, celo za umetnike v novih medijih, med univerzitetnim študijem pa se le redko prakticira.

Projekti so bili v letih 2000–2006 razstavljeni na vsakoletnem *Mednarodnem festivalu računalniških umetnosti* (MFRU) v Mariboru, Ljubljani in drugih mestih [53, 54, 55], leta 2007 na *1.3 Festivalu videa in novih medijev* [56] v Mestni galeriji v Ljubljani, v kateri so bili razstavljeni projekti tudi v naslednjih dveh letih v okvirih razstav *Move! 08* [57], *Podatki in predmeti 09* ter prve edicije festivala *Speculum Artium 08* [58], kasneje, od leta 2010, pa v Galeriji ŠKUC v Ljubljani s serijo razstav *Digitalne premestitve*. Od leta 2009 so najuspešnejši projekti vključeni v mednarodni festival *Speculum Artium* v Trbovljah.

Društvo za povezovanje umetnosti in znanosti ArtNetLab je bilo tudi glavni organizator omenjenih mednarodnih festivalov novomedijske umetnosti v letih 2004–2008, potem pa je svojo dejavnost osredotočilo predvsem na organizacijo razstav v tujini. Med razstavami društva v tujini so bile najodmevnejše razstave *Friendly Fire* v galeriji Forum Stadtpark v Gradcu leta 2003, *Algoritmi vključevanja* v Galeriji O3one v Beogradu leta 2007 [59], naslednje leto razstava *Brezpredmetno* v Atelierfrankfurt v Frankfurtu na Majni ter razstava *Enter/tain* v Galeriji SC v Zagrebu [60], leta 2009 razstava *Vozlišča* v galeriji Visoke šole za oblikovanje (HfG) v Centru za umetnost in medijske tehnologije (ZKM) Karlsruhe, naslednje leto razstava *Friz* v galeriji Medienkunstlabor v Kunsthaus Gradec, leta 2012 razstava *Zrcala s spominom* v Galeriji SC v Zagrebu [61] ter intervencija na *DOCUMENTI(13)* z razstavo iz cikla *Atlas* [62, 63] v povečani resničnosti. Projekti iz ArtNetLab produkcije so bili vključeni v številne študentske mednarodne razstave, npr. *Vivere Venezia 2* na 50. beneškem bienalu leta 2003 in *Real Pre-*

sence Floating Sites na bienalu v Istanbulu leta 2007. Društvo ArtNetLab je v letih 2008 in 2009 soorganiziralo sekcijo *Computer Vision in Art* v sklopu mednarodne znanstvene konference ELMAR (Electronics in Marine) v Zadru, kjer je bila predstavljena predvsem tehnična plat tekoče produkcije umetniških projektov [33, 64, 65, 66, 67, 68].

Društvo ArtNetLab je prvo leto vodil Dušan Bučar, od leta 2005 pa ga vodita Aleš Vaupotič in Narvika Bovcon [69, 70, 71, 72], ki sta v tem okviru izvedla več umetniškoarhivskih projektov, med njimi video arhiv na DVD-ROMu in na spletu, v virtualni resničnosti ter v povečani resničnosti. Celoten pregled realiziranih projektov je na voljo na spletišču ArtNetLab [35].

Nekateri udeleženci tega interdisciplinarnega sodelovanja v okviru ArtNetLab so medtem postali – oziroma so bili to že pred tem – uveljavljeni umetniki, med njimi Mirjana Batinić, Narvika Bovcon, Peter Ciuha, Robert Černelč, Alen Floričić, Vana Gaćina, Marko Glavač, Klemen Gorup, Gorazd Krnc, Izток Holc, Gašper Jemec, Tina Kolenik, Dominik Križan, Dominik Mahnič, Vanja Mervič, Zoran Poznič, Maja Smrekar, Evelin Stermitz, Aleš Vaupotič, Tilen Žbona in drugi.

7.6 Zaključek

Naše življenje v veliki meri oblikuje hiter napredek znanosti in tehnologije. Zato tudi sodobna umetnost išče načine, kako z jezikom znanosti in umetnosti izražati umetniški pogled na življenje.

V poglavju opisujemo, kako je v praksi potekal primer takega sodelovanja med umetnostjo in znanostjo v slovenskem prostoru in sicer med Katedro za nove medije Akademije za likovno umetnost in oblikovanje ter Laboratorijem za računalniški vid na Fakulteti za računalništvo in informatiko, oboje na Univerzi v Ljubljani. Za znanstvenike in inženirje umetniško področje predstavlja vznemirljivo področje za eksperimentira-

nje in preizkušanje novih pristopov in načinov uporabe tehnologije. Zato dandanes števille ugledne znanstveno-raziskovalne organizacije v svoje delovanje vključujejo tudi umetnike. Umetnikom, ki želijo ustvarjati na konici tehnološkega razvoja, pa tudi ni dovolj, da le obvladujejo posamezne programske produkte in naprave, ki so na trgu. Če želijo delovati na sami konici tehnološkega razvoja, je nujno tesno povezovanje z raziskovalci, ki razvijajo te nove tehnologije, saj je za umetniške instalacije pogosto potrebno razviti nove naprave in novo programsko opremo. Običajno potrebno tehnološko opremo zaradi težke dostopnosti ali visoke cene tudi ne bi bilo možno pridobiti ali kupiti zgolj za umetniške projekte.

Zaradi zavirljive dolžine delovanja na tem interdisciplinarnem področju pa smo se soočili tudi s problematiko vzdrževanja takih projektov skozi čas. Računalniška in programska oprema dokaj hitro zastara in zato se postavlja vprašanje, kako zagotoviti obstojnost takih, na računalniški tehnologiji zasnovanih umetniških projektov. Medtem ko je po čisto tehnični plati jasno, da je za zanesljivo delovanje neke programske rešitve potrebno slediti tehnološkemu razvoju in uporabljati najnovejše računalnike in zadnje verzije programske opreme, pa to z umetniškega vidika nujno ne drži. Izgled in obnašanje uporabniškega vmesnika določene interaktivne instalacije je odvisno tudi od strojne in programske opreme na kateri je bila prvotno razvita. Dileme v zvezi s posodabljanjem takih umetniških instalacij in njihove možne rešitve smo obravnavali na primeru ponovne implementacije instalacije *15 sekund slave* na mobilnem telefonu, ki danes lahko povsem nadomesti osebni računalnik izpred desetih let, saj mobilni telefon nudi ne le dovolj procesorske moči, ima tudi vgrajeno kamero in omogoča brezžično povezljivost [73].

V poglavju smo opisali nekaj umetniških projektov in tehnologijo, ki je bila pri tem uporabljena. Ob nastanku opisanih projektov je bila tehnologija običajno še povsem eksperi-

mentalna in v širši javnosti nepoznana, kar je tudi pripomoglo k ozaveščanju širše javnosti o njenem obstoju in njenih zmožnostih.

ArtNetLab, društvo za povezovanje umetnosti in znanosti, je sicer majhno okolje za produkcijo novomedijske umetnosti, vendar predstavlja za slovenski prostor pomemben okvir, v katerem se srečujejo mladi umetniki, znanstveniki in inženirji, da bi lahko presegli utečene delitve med disciplinami.

Zahvala

Za sodelovanje, pomoč in podporo pri opisanem sodelovanju, še posebej pri vedno perečem premagovanju zadnjih tehničnih zapletov pred otvoritvijo razstav v galerijah, se avtorja zahvaljujeva Borutu Batagelju, Narviki Bovcon, Dušanu Bučarju, Alešu Jakliču, Matjažu Joganu, Samu Juvanu, Bojanu Klemencu, Žigi Kranjcu, Bojanu Kverhu, Andreju Lapajni, Bojanu Nemcu, Petru Peeru, Mihi Peternelu, Boru Prihavcu, Robertu Ravniku, Aleksandru Rubenu, Alešu Vaupotiču in Tadeju Zupančiču.

7.7 Literatura

- [1] Frank Dietrich. Visual intelligence: the first decade of computer art (1965–1975). *Leonardo*, 19(2):159–169, 1986.
- [2] Edvard Zajec. Computer art: A binary system for producing geometrical nonfigurative pictures. *Leonardo*, 11(1):13–21, 1978.
- [3] Edvard Zajec. Likovni izraz in računalnik. *Sinteza*, 38–40:101–106, 1977.
- [4] Ivan Bratko, Vladislav Rajkovič. *Računalništvo s programskim jezikom Pascal*. Državna založba Slovenije, Ljubljana, 1984.
- [5] George Stiny, James Gips. Shape grammars and the generative specification of painting and sculpture. V *Proceedings IFIP Congress (2)*, str. 1460–1465, Ljubljana, 1971.

- [6] Jerneja Gros, Franc Solina. Describing artworks using shape grammars. *Elektrotehniški vestnik*, 59(5):314–320, 1992.
- [7] Peter Ciuha. Okusi kaosa. Diplomsko delo, Univerza v Ljubljani, Akademija za likovno umetnost, 1992.
- [8] Stephen Wilson. *Information arts: intersections of art, science, and technology*. MIT Press, Cambridge, MA, 2002.
- [9] Stephen Wilson. *Art+science now*. Thames & Hudson, 2010.
- [10] Janez Strehovec. *Virtualni svetovi: k estetiki kibernetične umetnosti*. Zbirka Sophia. Znanstveno in publicistično središče, Ljubljana, 1994.
- [11] Janez Strehovec. Cybernetic art (interactivity, game and holistic immersion). *Art Words*, str. 39–40, 1997.
- [12] Janez Strehovec. *Umetnost interneta: umetniško delo in besedilo v času medmrežja*. Knjižna zbirka Koda. Študentska založba, Ljubljana, 2003.
- [13] Janez Strehovec. Nove funkcije in umestitve novomedijske umetnosti. *Likovne besede*, 1/2:23–28, 2004.
- [14] Janez Strehovec. New media art as research: art-making beyond the autonomy of art and aesthetics. *Technoetic arts*, 6(3):233–250, 2008.
- [15] Andrej Lapajne, Bor Prihavec, Aleksander Ruben, Žiga Kranjec, Franc Solina. Slovenian Virtual Gallery. V Franc Solina, Baldomir Zajc, ur., *Zbornik 4. elektrotehniške in računalniške konference, ERK'95*, zvezek A, str. 3–6, Portorož, 1995. Slovenska sekcija IEEE.
- [16] Narvika Bovcon. *Umetnost v svetu pametnih strojev: Novomedijska umetnost v delih Sreča Dragana, Jake Železnikarja, Marka Peljhana*. Raziskovalni inštitut Akademije za likovno umetnost in oblikovanje v Ljubljani, 2009.
- [17] Narvika Bovcon. Literarni vidiki novomedijskih del Jake Železnikarja in Sreča Dragana. *Primerjalna književnost*, 6(1): 81–102, 2013.

- [18] Narvika Bovcon. Literary aspects in new media art works. *CL-CWeb*, 15(7):1–13, 2014.
- [19] Srečo Dragan. *Exhibitions 1993/98*. ZDSLU, Ljubljana, 1998.
- [20] Franc Solina, Srečo Dragan, ur. *Nove informacijske tehnologije v likovni umetnosti, Informacijska družba IS'2001*, Ljubljana, 2001. Inštitut Jožef Stefan.
- [21] Peter Peer, Borut Batagelj. Art—a perfect testbed for computer vision related research. V *Recent Advances in Multimedia Signal Processing and Communications*, str. 611–629. Springer, 2009.
- [22] Bor Prihavec, Franc Solina. User interface for video observation over the Internet. *Journal of Network and Computer Applications*, 21(4):219–237, 1998.
- [23] Bor Prihavec, Andrej Lapajne, Franc Solina. Aktivno video opazovanje preko interneta. V Baldomir Zajc, Franc Solina, ur., *Zbornik 5. elektrotehniške in računalniške konference, ERK'96*, zvezek B, str. 117–120, Portorož, 1996. Slovenska sekcija IEEE.
- [24] Borut Batagelj, Peter Peer, Franc Solina. System for active video observation over the Internet. V Mislav Grgić, ur., *Proceedings 4th EURASIP-IEEE Region 8 International Symposium on Video / Image Processing and Multimedia Communication VIPromCom-2002*, str. 221–226, Zadar, 2002. IEEE.
- [25] Franc Solina. Internet based art installations. *Informatica*, 24(4):459–466, 2000.
- [26] Franc Solina. Artnetlab—the essential connection between art and science. V Marina Gržinić, ur., *The future of computer arts & the history of The International Festival of Computer Arts, Maribor 1995-2004*, str. 148–153. Maska, Ljubljana, 2004.
- [27] Srečo Dragan, Franc Solina, Bor Prihavec, Slavko Korenč, Bojan Nemec. Netropolis—the cyborg's eye: project. V *European Cultural Month Ljubljana 1997. Programme, May 15 to July 5, 1997*. Ljubljana Municipality, 1997.

- [28] Srečo Dragan, Peter Grabnar, Bor Prihavec, Stanislav Rozman, Franc Solina, Andrej Vidmar. Netropolis — kiborgovo oko. V Franc Solina, Baldomir Zajc, ur., *Zbornik 6. elektrotehniške in računalniške konference, ERK'97*, zvezek B, str. 11–14, Portorož, 1997. Slovenska sekcija IEEE.
- [29] Bojan Nemec, Bor Prihavec, Franc Solina. Leonardo—a mobile robot for gallery visit using Internet. V M. Ceccarelli, ur., *Proceedings 6th International Workshop on Robotics in Alpe-Adria-Danube Region*, str. 571–576, Cassino, 1997.
- [30] Irfan A Essa. Computers seeing people. *AI magazine*, 20(2):69, 1999.
- [31] Thomas Y. Levin, Ursula Frohne, Peter Weibel. *CTRL [Space]: Rhetorics of Surveillance from Bentham to Big Brother*. MIT Press, Cambridge, MA, 2002.
- [32] Franc Solina. 15 seconds of fame. *Leonardo*, 37(2):105–110, 2004.
- [33] Franc Solina, Borut Batagelj, Slavko Glamočanin. Virtual skiing as an art installation. V *Proceedings 50th International Symposium ELMAR–2008*, zvezek 2, str. 507–510, Zadar, 2008. IEEE.
- [34] Robert Ravnik, Borut Batagelj, Bojan Kverh, Franc Solina. Dynamic anamorphosis as a special, computer-generated user interface. *Interacting with Computers*, 26(1):46–62, 2014.
- [35] ArtNetLab. <http://black.fri.uni-lj.si>.
- [36] Igor Bratoš. Šarmantna predstavitev slovenske umetnosti. *Delo*, str. 7, 7. avgust 1996.
- [37] Andrej Lapajne. Slovene Virtual Gallery. *M'ARS, Magazine of the Museum of Modern Art Ljubljana*, VIII:90–92, 1996.
- [38] Žiga Stopinšek. Uporabnost 3D merilnikov v kulturni dediščini. Diploma I. bolonjske stopnje, Univerza v Ljubljani, Fakulteta za računalništvo in informatiko, 2012.

- [39] Robert Ravnik, Franc Solina. Audience measurement of digital signage: Quantitative study in real-world environment using computer vision. *Interacting with Computers*, 25(3):218–228, 2013.
- [40] Philip Kortum. *HCI beyond the GUI: Design for haptic, speech, olfactory, and other nontraditional interfaces*. Morgan Kaufmann, 2008.
- [41] Alex P. Pentland. Smart rooms. *Scientific American*, 274(4):54–62, 1996.
- [42] Jure Kovač, Peter Peer, Franc Solina. Human skin color clustering for face detection. V *Proceedings EUROCON 2003. Computer as a Tool*, zvezek 2, str. 144–148. IEEE Region 8, 2003.
- [43] Borut Batagelj. *Prepoznavanje človeških obrazov s pomočjo hibridnega sistema*. Doktorska disertacija, Univerza v Ljubljani, Fakulteta za računalništvo in informatiko, 2007.
- [44] Peter Ciuha, Bojan Klemenc, Franc Solina. Visualization of concurrent tones in music with colours. V *Proceedings ACM MM'10 & co-located workshops*, str. 1677–1680, 2010.
- [45] Bojan Klemenc, Peter Ciuha, Franc Solina. Educational possibilities of the project colour visualization of music. *Organizacija (Kranj)*, 44(3):67–75, 2011.
- [46] Erika Pavlin, Žiga Elsner, Tadej Jagodnik, Borut Batagelj, Franc Solina. Iz ilustracije v interaktivno instalacijo „Mačja šola“. V *Vzgoja in izobraževanje v informacijski družbi: zbornik referatov*, str. 179–187, Ljubljana, 2013.
- [47] EMK. European Cultural Month Ljubljana 1997. Programme, May 15 to July 5 1997, 1997.
- [48] Peter Weibel, Igor Zabel. Space is beyond geopolitics 1, parallel institutional spaces, virtual and telematic spaces. *M'ARS, Magazine of the Museum of Modern Art Ljubljana*, IX(2):23–24, 1997.

- [49] Ken Goldberg, Joseph Santarromana, George Bekey, Steven Gentner, Rosemary Morris, Jeff Wiegley, Erich Berger. The Telegarden. V *Proceedings ACM SIGGRAPH*, str. 135–1140, 1995.
- [50] Franc Solina. *15 sekund slave in virtualno smučanje, Katalog ob razstavi v Galeriji spomeniškovarstvenega centra, 1.–12. 2. 2005*. ArtNetLab, Ljubljana, 2005.
- [51] Alenka Krapež, Vladislav Rajkovič. *Tehnologija znanja pri predmetu informatika*. Zavod Republike Slovenije za šolstvo, Ljubljana, 2003.
- [52] Borut Batagelj, Bojan Klemenc, Robert Ravnik, Franc Solina. Veliki brat te gleda! V *Speculum Artium 2013, Apologeti nove civilizacije, Trbovlje, 10.–12. oktober 2013*. Delavski dom.
- [53] Narvika Bovcon, Jože Slaček, Aleš Vaupotič, ur. *10. mednarodni festival računalniških umetnosti, Maribor, Ljubljana, Zagreb, Graz, 11.–15. 5. 04*. ArtNetLab: Ljubljana, Mladinski kulturni center: Maribor, 2004.
- [54] Peter Weibel, Narvika Bovcon (ur.), Aleš Vaupotič (ur.). *11. mednarodni festival računalniških umetnosti, Maribor, 10.–13. 5. 2005, Maribor, Ljubljana, Koper, Zagreb, Graz*. Ljubljana: ArtNetLab, Maribor: Mladinski kulturni center, 2005.
- [55] Peter Weibel, Srečo Dragan, Jaka Železnikar, Dunja Kukovec, Narvika Bovcon (ur.), Aleš Vaupotič (ur.). *12. mednarodni festival računalniških umetnosti, Ljubljana, Maribor, maj 2006*. ArtNetLab, Ljubljana, 2006.
- [56] Mauro Arrighi, Dušan Bučar, Srečo Dragan, Dietmar Offenhuber, Narvika Bovcon (ur.), Aleš Vaupotič (ur.). *1.3 festival videa in novih medijev, 17. 12. 2007–13. 1. 2008*. ArtNetLab, Ljubljana, 2008.
- [57] Narvika Bovcon, Aleš Vaupotič, ur. *Move!: ArtNetLab 2008, Mestna galerija Ljubljana, 29. 5.–5. 6. 2008 & Video Match 08, Kiberpipa, Ljubljana, 30. 5. 2008*. ArtNetLab, Ljubljana, 2008.

- [58] Narvika Bovcon, Aleš Vaupotič, ur. *Integrirana umetnost potencialnega časa: Speculum Artium 08, Ljubljana, Dunaj, Praga: 22.–24. 5. 2008*. Mestna galerija Ljubljana, Akademija za likovno umetnost in oblikovanje, 2008.
- [59] Narvika Bovcon, Aleš Vaupotič. Curating new media: condensing spaces and images. *Acta graphica*, 22(3/4):79–84, 2011.
- [60] Narvika Bovcon, Aleš Vaupotič. Curating new media by focusing on the recipient's attitude: immateriality and entertainment. *Acta graphica*, 22(1/2):33–38, 2011.
- [61] Narvika Bovcon, Jure Fingušt Prebil, Eva Lucija Kozak, Gorazd Krnc, Dominik Mahnič, Vanja Mervič, Evelin Stermitz, Aleš Vaupotič, Tilen Žbona. *Mnemonična zrcala: Galerija SC, 22. 5.–2. 6. 2012*. ArtNetLab, Ljubljana, 2012.
- [62] Narvika Bovcon, Jure Fingušt Prebil, Bojan Klemenc, Eva Lucija Kozak, Gorazd Krnc, Dominik Mahnič, Vanja Mervič, Miha Peternel, Aleš Vaupotič, Tilen Žbona, and Narvika Bovcon (ur.). *Atlas 2012: katalog razstave Atlas – Mesec oblikovanja, Dizajn v mestu*. ArtNetLab, Ljubljana, 2012.
- [63] Narvika Bovcon, Aleš Vaupotič, Bojan Klemenc, Franc Solina. „Atlas 2012“ augmented reality: A case study in the domain of fine arts. V *Proceedings First International Conference, SouthCHI 2013, Human Factors in Computing and Informatics*, str. 477–496. Springer, 2013.
- [64] Peter Peer, Borut Batagelj. Computer vision in contemporary art: introduction to the special session. V *Proceedings 50th International Symposium ELMAR–2008*, str. 471–474, Zadar, 2008. IEEE.
- [65] Matjaž Poljanšek, Nataša Knez, Sonja Vuk, Borut Batagelj. Which game are you playing?: an interactive and educational video show. V *Proceedings 51th International Symposium ELMAR–2009*, str. 289–292, Zadar, 2009. IEEE.
- [66] Ana Čigon, Kaja Vidmar, Tina Maček, Erik Dovgan, Miha Šinkovec, Miha Klopčič, Borut Batagelj. 0 1 virtual-real duel. V

- Proceedings 51th International Symposium ELMAR-2009*, str. 293–296, Zadar, 2009. IEEE.
- [67] Matjaž Kosmač, Andrej Krota, Borut Batagelj. Puzzle game. V *Proceedings 51th International Symposium ELMAR-2009*, str. 297–300, Zadar, 2009. IEEE.
- [68] Borut Batagelj, Jakob Marovt, Miha Troha, Dominik Mahnič. Digital airbrush. V *Proceedings 51th International Symposium ELMAR-2009*, str. 305–308, Zadar, 2009. IEEE.
- [69] Narvika Bovcon, Barak Reiser, Aleš Vaupotič. *If you look back, it won't be there anymore: (on the Data Dune Platform)*. Art-NetLab, Ljubljana, 2008.
- [70] Narvika Bovcon, Aleš Vaupotič. *S.O.L.A.R.I.S.: arhiv in vmesnik : Bežigradska galerija 2, Ljubljana, 13. oktober–4. november 2004*. Mestna galerija, Ljubljana, 2004.
- [71] Narvika Bovcon, Aleš Vaupotič. *Umetniški arhiv: dva primera: Galerija Media Nox, Maribor, Slovenija, 29. 11.–8. 12. 2004*. Mladinski kulturni center, Maribor, 2004.
- [72] Aleš Vaupotič, Narvika Bovcon. Obrat po prostorskem obratu: umetniškoraziskovalni pristop. *Primerjalna književnost*, 36(2): 225–244, 2013.
- [73] Franc Solina, Gregor Majcen, Narvika Bovcon, Borut Batagelj. Preservation of a computer-based art installation. V *Proceedings International Conference on Cultural Heritage, EuroMed 2014*, str. 643–650, Limassol, 2014. Springer.

ROBOTIKA IN UMETNA INTELIGENCA

Urednika

Tadej Bajd in Ivan Bratko

Zunanja oprema

Narvika Bovcon

Izdala

Slovenska matica

2014

Za založbo

Milčec Komelj

Priprava in prelom

Narvika Bovcon, Franc Solina, Sebastjan Šlajpah

Jezikovni pregled

Nataša Remic

Tisk

Žnidarič d.o.o.

Izid knjige je podprla

Javna agencija za knjigo republike Slovenije

Naklada 500 izvodov